

APPROCHE INTÉGRÉE POUR L'ESTIMATION DE L'EFFORT ET LE CONTRÔLE DU DÉPASSEMENT DES COUTS EN DÉVELOPPEMENT DE PRODUITS DANS LE SECTEUR AÉROSPATIAL

Par

Rabie JAIFER

THÈSE PAR ARTICLES PRÉSENTÉE À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE
SUPÉRIEURE COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE
DOCTORAT EN GÉNIE
Ph.D.

MONTREAL, LE 18 DÉCEMBRE 2020

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Rabie Jaifer, 2020



Cette licence [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CETTE THÈSE A ÉTÉ ÉVALUÉE

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Yvan Beauregard, directeur de thèse
Département du génie mécanique à l'École de technologie supérieure

Mme Nadia Bhuiyan, codirectrice de thèse
Département du génie mécanique et industriel à l'université de Concordia

M. Marc Paquet, président du jury
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

M. Antoine Tahan, membre du jury
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Vincent Thomson, examinateur externe
Département de génie mécanique à l'université de McGill

M. Georges Abdul-Nour, examinateur externe
Département de génie Industriel à L'université de Québec à Trois Rivières

ELLE A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 16 DÉCEMBRE 2020

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier particulièrement mes directeurs de recherche, M. Yvan Beauregard et Mme Nadia Bhuiyan pour la confiance qu'ils m'ont accordée et la chance qu'ils m'ont offerte pour travailler sur ce projet de recherche, me permettant ainsi d'enrichir mes connaissances et booster mon parcours professionnel dans le domaine de la recherche scientifique. Je les remercie profondément pour leurs conseils précieux qui ont grandement contribué à l'aboutissement et la qualité de la présente thèse. Je les remercie aussi pour leur disponibilité et leur soutien financier tout au long du projet recherche. Sans tel soutien l'achèvement du projet ne serait possible dans les délais prévus.

Ce travail de recherche a été effectué dans le cadre du projet Lean 501 du Consortium de Recherche et d'Innovation en Aéronautique du Québec (CRIAQ). Le projet a été financé par CRSNG (CRD 45068513) et CRIAQ. Merci à ces organismes pour leur financement qui nous a permis de s'investir pleinement dans le projet de recherche.

Je remercie chaleureusement tous les collaborateurs du projet, notamment les partenaires industriels pour leur accueil ainsi que pour la mise à disposition des ressources et données requises et pour leurs conseils précieux et les échanges enrichissants qu'on a eus. Leurs noms ne seront pas dévoilés afin de respecter la confidentialité.

Mes remerciements vont au professeur Marc Paquet qui m'a fait l'honneur de présider le jury et aux autres membres du jury MM. Antoine Tahan, Vincent Thomson et Georges Abdul-Nour pour le temps et l'effort qu'ils ont consacré à l'évaluation de ce travail de recherche.

Mes parents, Je vous remercie pour votre soutien irremplaçable et inconditionnel.

Approche intégrée pour l'estimation de l'effort et le contrôle du dépassement des coûts en développement de produits dans l'industrie aérospatiale

Rabie JAIFER

RÉSUMÉ

Les dépassements des coûts en développement de produits, notamment dans l'industrie aérospatiale est un enjeu alarmant qui était toujours au centre d'intérêt des professionnels et académiques. Les dernières décennies du XXème siècle sont marquées par l'émergence de plusieurs approches qui se focalisent sur l'amélioration des performances dans le but de réduire et maîtriser les coûts. Néanmoins, les projets continuaient d'enregistrer des dépassements remarquables des coûts. La fiabilité des méthodes d'estimation des coûts a été donc identifiée comme premier suspect de ces dépassements. C'est ainsi que le focus des efforts de recherche s'est orienté vers le développement de nouveaux modèles d'estimation. L'une des questions majeures auxquelles se sont confrontés les gestionnaires des projets de développement de produits lors de la phase de planification est "comment obtenir les meilleurs estimées des coûts et délais?". En effet, si les coûts et les délais sont estimés avec un degré de précision raisonnable, la capacité de planifier, de faire les prévisions et d'effectuer des engagements et des compromis, entre autres, deviendrait beaucoup plus facile (Salam & Bhuiyan, 2016).

Durant les trois dernières décennies, plusieurs approches, techniques et modèles d'estimation ont vu le jour. La plupart d'entre eux sont basés sur la modélisation paramétrique et utilisent certains facteurs de pilotage spécifiques pour l'estimation des coûts ou de l'effort. Malgré tous les efforts de recherche déployés et l'abondance des techniques et modèles d'estimation des coûts, les projets de développement de produits dans le secteur aérospatial souffrent encore de dépassements considérables des coûts. Selon Keller, Collopy, et Componation (2014), les taux de dépassement des coûts des programmes spatiaux du gouvernement américain sont aux alentours de 45%. L'estimation paramétrique est la technique la plus populaire pour la modélisation et l'estimation de l'effort de développement dans l'industrie aérospatiale. Cependant, pourquoi les modèles paramétriques souffrent gravement du problème de fiabilité et ne parviennent pas à assurer une estimation précise des coûts ou de l'effort? L'une des causes les plus probable est liée à la complexité du système de développement de produits dans le secteur aérospatial, notamment, le niveau d'incertitude élevé lors des phases préliminaires de planification. Ainsi, il serait difficile d'assurer un niveau de précision acceptable lors de l'estimation des coûts avec les techniques paramétriques conventionnelles. Pour mieux comprendre et résoudre cette problématique, certaines questions fondamentales s'imposent. Ces modèles utilisent-ils les bons facteurs de pilotage en genre et en nombre? Les fondements statistiques des techniques paramétriques classiques sont-ils appropriés pour modéliser la dynamique et les interactions entre les facteurs de pilotage de l'effort dans l'industrie aérospatiale? Ne serait-il plus opportun d'abandonner ces techniques paramétriques classiques et d'explorer le potentiel de nouvelles techniques d'estimation?

VIII

Ce projet de recherche a pour objectif de proposer une approche intégrée pour surmonter les enjeux majeurs liés à l'estimation de l'effort et contrôler les dépassement coûts de développement dans le secteur aérospatial. Il propose ainsi de nouveaux modèles d'estimation de l'effort qui sont plus adaptés à la réalité et au contexte de développement de produits dans l'industrie aérospatiale et prennent en considération les effets des principaux concepts dans la modélisation de l'effort. Ces modèles sont également basés sur de nouvelles techniques avec des fondements statistiques plus robustes qui conviennent mieux aux environnements complexes et incertains. Outre la modélisation et l'estimation de l'effort, ce projet de recherche propose également une nouvelle approche pour contrôler les dépassements des coûts qui se base sur l'estimation de leurs niveaux de dépassements lors des phases préliminaires d'exécution du projet. Cette approche est plus adaptée au contexte de l'incertitude et à l'aspect dynamique de l'environnement de développement de produits dans le secteur aérospatial.

Mots clés : Estimation de l'effort, dépassement des coûts, développement de produits, industrie aérospatiale, apprentissage machine.

Integrated approach for effort estimation and cost overruns control in the aerospace product development projects

Rabie JAIFER

ABSTRACT

Product development projects, especially in the aerospace industry, still suffer from significant cost overruns. The failure to meet planned cost and schedule is one of the most critical issue in this industry. Many researchers and scientists focused first on process and tools to shorten the time and reduce the cost of new product development projects. The results were far from resolving this issue and the overruns persist. Thus, the focus was reoriented towards enhancing the accuracy of estimates that rapidly was point out as the main cause of these overruns. In fact, if the cost and time are estimated within a reasonable degree of accuracy, the ability to schedule, forecast, and conduct trade-offs, among others, will become much easier (Salam & Bhuiyan, 2016). Otherwise, poor estimations could even lead, in some cases, to severe difficulties due to wrong financial decisions made about engagement and partners' relationship management. Thus, one of the most important questions that confront the project manager in the planning phase of new product development is "how to get the right estimates of cost and time?" Different approaches, methods, and models were developed for this purpose and a large number of research papers were published regarding effort estimation in new product development. Most of them are modeling based on the use of some specific drivers for estimation matter.

Despite the number of research and refinement about cost estimating during last decades and the diversity of approaches, models and tools developed for this matter, the aerospace product development projects still suffer from severe cost and schedule overruns. In fact, the final costs of US space programs continue to exceed initial cost estimates by an average of more than 45% (Keller et al., 2014). Considering the complexity of product development systems especially the high level of uncertainty at the early stage of product development planning, achieving high degree of cost estimates accuracy is very questionable with conventional models.

parametric estimation remains the most common technique for effort estimation and modeling in aerospace industry; But why these parametric models suffer from severe performance deviation and fail to provide accurate estimates? To address this issue, one need to ask some fundamental questions. Are these models using the right set of drivers or input parameters in gender and number? Are the statistical foundations of regression techniques appropriate to models the dynamic and interactions among effort drivers in the aerospace industry? If the answer is no, thereby, it is not time to throw away these conventional regression models and explore the potential of newer techniques?

This research project aims to deal with the problem of overruns with an integrated and dynamic approach. It seeks to identify and overcome the main issues with current cost estimation models in aerospace product development and proposes new models and approach

to deal with the issue of cost overruns in aerospace product development. These models will consider personalized elements of product development in the aerospace industry and integrate the effects of main concepts in effort modeling. These models are also based on new techniques with robust statistical foundations and more appropriate to complex environments. Besides effort modeling and estimation this research project proposes a new approach to control overruns through the estimation of the overrun level during preliminary phases of project execution.

Key words: Effort estimation, cost overrun, product development, aerospace industry, machine learning.

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 ÉTAT DE L'ART ET REVUE DE LA LITTÉRATURE	13
1.1 Introduction.....	13
1.2 Approches d'estimations de l'effort en développement des produits.....	14
1.2.1 L'approche Bottom-Up.....	14
1.2.2 L'approche Top-Down.....	15
1.3 Revue des techniques et modèles d'estimation de l'effort dans la littérature.....	16
1.3.1 L'estimation paramétrique classique	16
1.3.2 Techniques d'apprentissage machine	18
1.3.2.1 Réseaux de neurones artificiels.....	19
1.3.2.2 Machine à vecteur support	23
1.3.2.3 Raisonnement basé sur les cas	25
1.4 Concepts clés en développement de produits dans le secteur aérospatial	26
1.4.1 Complexité en développement de produits.....	26
1.4.2 Incertitude en développement de produits	30
1.4.3 Les changements d'ingénierie et l'estimation de l'effort	31
1.4.4 La maturité du processus de développement des produits.....	34
1.4.5 Maturité des technologies	36
1.5 Conclusion	38
CHAPITRE 2 DÉMARCHES DE RECHERCHE	39
2.1 Introduction.....	39
2.2 Démarches et phases du projet de recherche	39
2.3 Description des livrables.....	43
2.3.1 Cadre de référence pour les facteurs de pilotage de l'effort	44
2.3.2 Modèle d'estimation de l'effort en développement de produits	45
2.3.3 Estimation des dépassements des coûts	48
2.4 Approche pour collecte et analyse des données.....	49
2.5 Organisation de la thèse	50
CHAPITRE 3 NEW FRAMEWORK FOR EFFORT AND TIME DRIVERS IN AEROSPACE PRODUCT DEVELOPMENT	51
3.1 Abstract.....	51
3.2 Introduction.....	52
3.3 Research Methodology	54
3.4 Overview of Product Development in the Aerospace Industry	55
3.5 Effort and time drivers from the literature review	58
3.5.1 Effort and time drivers from estimation models	59
3.5.2 Key concepts and categorization of efforts and time drivers.....	63
3.5.3 Effort and time drivers related to complexity factors	66

3.5.4	Uncertainty in effort and time estimation	69
3.5.5	Effort and time drivers related to proficiency	71
3.5.6	Synthesis of effort and time drivers from literature.....	72
3.6	Elements from the case study	72
3.6.1	Data collection and analysis.....	73
3.6.2	Case study limitations.....	77
3.7	Summary of effort and time driver from literature and case study.....	78
3.8	Results from the survey	80
3.8.1	Survey purposes	80
3.8.2	Preparing and conducting the survey	81
3.8.3	Survey results analysis.....	82
3.9	The refined UCP framework design	87
3.10	Implications for engineering management.....	89
3.11	Conclusion	90
CHAPITRE 4	TOWARD MORE ACCURACY IN AEROSPACE PRODUCT DEVELOPMENT EFFORT ESTIMATION: OVERCOMING THE MAIN ISSUES OF CURRENT ESTIMATION MODELS	93
4.1	Abstract.....	93
4.2	Introduction.....	94
4.3	Overview of the literature on effort estimation models.....	96
4.4	What go wrong with parametric modeling in aerospace product development effort estimation.....	99
4.4.1	Problems and limitations related to cost drivers	100
4.4.2	Limitations of current modeling techniques	104
4.4.3	The need for a new approach for effort estimation in aerospace product development.....	105
4.5	Research Methodology	106
4.5.1	Driver Identification.....	108
4.5.2	New approach to evaluate the uncertainty level	113
4.5.3	Database elaboration.....	115
4.5.4	Modeling techniques.....	116
4.5.4.1	MLP Neural Network	116
4.5.4.2	Support Vector Machine	119
4.5.4.3	Regression techniques.....	121
4.5.5	Models performance assessment indicators and criteria.....	122
4.6	Case study: Modeling with regression, ANNs and SVM	123
4.6.1	Training and testing ANNs	124
4.6.2	Training and testing SVMs	126
4.6.3	Comparison with regression models.....	129
4.6.4	The importance of uncertainty from experimental results.....	130
4.7	Results interpretation and discussion.....	131
4.8	Conclusion	134

CHAPITRE 5	EARLY PREDICTION OF PRODUCT DEVELOPMENT COST OVERRUNS IN THE AEROSPACE INDUSTRY.....	137
5.1	Abstract.....	137
5.2	Introduction.....	138
5.3	Context of the study.....	140
5.3.1	PD in the aerospace industry.....	140
5.3.2	The need for a cost overruns predictive model.....	142
5.4	Performance factors and overrun prediction.....	143
5.5	Research methodology.....	145
5.5.1	Drivers identification and assessment.....	146
5.5.2	Presentation of ML estimation techniques.....	150
5.5.3	Database elaboration.....	154
5.5.4	Models performance indicators and criteria	157
5.6	Modeling with ANNs and SVMs.....	159
5.6.1	Training and testing ANNs	160
5.6.2	Training and testing SVMs	162
5.6.3	Results interpretation, discussion, and recommendations	164
5.7	Conclusion and recommendations	167
CHAPITRE 6	RÉSULTATS ET DISCUSSIONS	169
6.1	Résultats et livrables de la recherche	169
6.1.1	Cadre de référence pour les facteurs de pilotage de l'effort	170
6.1.2	Modèles d'estimation de l'effort.....	172
6.1.3	Estimation des dépassements des coûts	175
6.2	Limitations de la recherche.....	177
6.2.1	Limitations liées à l'élaboration du cadre de référence	177
6.2.2	Limites liées aux modèles d'estimation.....	178
6.3	Retombés de la recherche	180
CONCLUSION.....		183
RECOMMANDATIONS		187
ANNEXE I	REVUE DE LA LITTÉRATURE : AUTRES TECHNIQUES POUR L'ÉSTIMATION DES COÛTS.....	189
ANNEXE II	RESSOURCES PERTINENTES POUR L'ESTIMATION DE L'EFFORT DANS LE SECTEUR AÉROSPATIAL	195
ANNEXE III	AVANTAGES ET INCONVÉNIENTS DES APPROCHES ET TECHNIQUES D'ESTIMATION	203
ANNEXE IV	ALGORITHMES D'ENTRAÎNEMENT DES RNA.....	205
ANNEXE V	MODÈLE DE MATURITÉ CMMI.....	207

ANNEXE VI	ECHELLE TRL POUR L'ÉVALUATION DE LA MATURITÉ DES TECHNOLOGIES	209
ANNEXE VII	QUESTIONNAIRE DE L'ENQUETE	211
ANNEXE VIII	MODÈLES D'ESTIMATION ET FACTEURS DE PILOTAGE DE L'EFFORT DANS LA LITTÉRATURE.....	221
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		243

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Comparaison des performances des modèles Adapté de (Loyer et al., 2016)22
Tableau 1.2	Résultats de l'entraînement et test du RNA Adapté de (Vargas, 2015)....22
Tableau 1.3	Entraînement du SVM et RNAs Adapté de (Deng et Yeh, 2010)24
Tableau 1.4	Comparaison des performances SVM vs RNA Adapté de (Deng et Yeh, 2010)25
Tableau 1.5	Indicateurs pour évaluer les performances du processus de gestion des changements d'ingénierie Source : (Riviere et al., 2003)33
Tableau 2.1	Livrables et méthodes à chaque étape du processus de science de la conception41
Tableau 3.1	Clustering of effort and time drivers from estimation models.....65
Tableau 3.2	Profiles of workshop participants Adapted from Tran (2017).....75
Tableau 3.3	Preliminary framework of effort and time drivers79
Tableau 3.4	Drivers criticality results from the survey83
Tableau 3.5	Principal components analysis results85
Tableau 4.1	Training results for different ANN configurations.126
Tableau 4.2	SVM training results128
Tableau 4.3	Comparison between regression and ML models130
Tableau 4.4	Comparison of model performance with and without uncertainty as a driver131
Tableau 5.1	Evaluation grid for models' input parameters (Drivers).....156
Tableau 5.2	Training results for different ANN configurations.161
Tableau 5.3	SVM training hyperparameters and results.....163
Tableau 6.1	Comparaison de l'approche avec différents modèles d'estimation182

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Techniques d'estimation des coûts selon l'approche Top-Down16
Figure 2.1	Étapes du processus de science de la conception (Adapté de Vaishnavi et Kuechler, 2015).....40
Figure 3.1	Research methodology.....55
Figure 3.2	Effort and schedule drivers from case study.....76
Figure 3.3	Development effort vs readiness level graphs77
Figure 3.4	Data saturation (Number of mentioned drivers in the literature versus number of new drivers).....80
Figure 3.5	Two-dimensional display of drivers' profile in principal coordinates.....86
Figure 3.6	The UCP framework of effort and time drivers in aerospace product development.....89
Figure 4.1	Research methodology.....107
Figure 4.2	Summary of aerospace product development effort drivers (Jaifer et al. 2020)108
Figure 4.3	Structure of the MLP with two hidden layers.....118
Figure 4.4	MSE evolution during hyperparameters optimization.....128
Figure 5.1	Research methodology.....146
Figure 5.2	Structure of the MLP with two hidden layers.....152
Figure 5.3	MSE evolution and performance results of SVM hyperparameters optimization164

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ABC : Activity Based Costing

ANN : Artificial Neural Network

ANOVA : Analysis of Variance

BPNN : Back-Propagation Neural Network

BP : Back-Propagation

CA : Correspondent Analysis

CBR : Case Based Reasoning

CDR : Critical Design Review

CMM : Capability Maturity Model

CMMI : Capability Maturity Model Integration

COTS : Commercial Off The Shelf

DNP : Développement de Nouveaux Produits (NPD)

DMU : Decision Making Unit

DoD : Département de la défense (Department of Defense)

DST : Decision Support Tool

ESIM : Evolutionary Support Vector Machine Inference Model

EVPI : Expected Value of Perfect Information

GA : Genetic Algorithm

GAO : Government Accountability Office

GF : Generalisation Factor

GOTS : Government Off The Shelf

XX

GRNN : Generalized Regression Neural Network)

ISPA : International Society of Parametric Analysts

KKT : Karush-Kuhn-Tucker

LRM : Linear Regression Model

LS-SVM : Least-Square Support Vector Machine

MAE : Mean Absolute Error

MAPE : Mean Absolute Percentage Error

MLP : Multi-Layer Perceptron ou **PMC** (Perceptron Multi-couches)

MLRM : Multiple Linear Regression Models

MSE : Mean Square Error

MVS : Machine à Vecteur Support

NASA : National Administration of Space and Aeronautics

NLRM : Non Linear Regression Models

OPM3 : Organizational Project Management Maturity Model

P3M3 : Portfolio Program & Project Management Maturity Model

PC : Product Complexity

PCA : Principal Component Analysis

PD : Product Development

PDR : Preliminary Design Review

PDRI : Project Definition Rating Index

PERT : Program Evaluation Review Technic

PMI : Project Mangement Institute

RBF : Radial Basis Function

RMSE : Root Mean Square Error

RNA : Réseaux de Neurones Artificiels

ROM : Rough of Magnitude

SCEA : Society of Cost Estimation and Analysis

SDP : Structure de décomposition du projet

SEER : Système d'Évaluation et d'Estimation des Ressources

SEI : Software Engineering Institute

SR : Severity of Requirements

SVM : Support Vector Machine

TRL : Technology Readiness Level

UCP : Uncertainty Complexity Proficiency

USCM : Unmanned Space Vehicle Cost Model

VOI : Value of Information

WP : Work Package

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

λ : Taux d'apprentissage (Learning rate)

P : $p^{\text{ème}}$ iteration

$w_{j,i}$: poids de la connexion entre les neurones i et j

$\Delta w_{j,i,L}$: facteur d'ajustement des poids au niveau de la couche L

$E_{p,i,L}$: L'erreur du signal du $i^{\text{ème}}$ neurone du layer L lors de l'itération p

$O_{i,L}$: Sortie du $i^{\text{ème}}$ neurone de la couche L

$x_{i,L}$: élément d'entrée au niveau du $i^{\text{ème}}$ neurone de la couche L

$t_{p,i,S}$: la valeur espérée de la sortie du $i^{\text{ème}}$ neurone lors de l'itération p

α, α^* : multiplicateurs lagrangiens

C : constante qui représente la contrainte de régularisation de l'erreur de la méthode SVM

ϵ : facteur de régularisation pour la méthode MVS

x_i : $i^{\text{ème}}$ vecteur des paramètres d'entrée

y_i : $i^{\text{ème}}$ vecteur des paramètres de sortie

$k(x_i, x_j)$: la fonction kernel

γ : l'échelle kernel

$\hat{y}$: l'effort estimé

$\hat{E}_i$: la valeur estimée du projet i ;

E_i : la valeur réelle du projet i ,

$\bar{E}_i$: la valeur Moyenne des E_i ,

X_{iN} : la valeur normalise du paramètre x_i

$X_{\min}$: la valeur minimale du paramètre x_i dans la base de données

XXIV

$X_{\max}$: la valeur maximale du paramètre x_i dans la base de données

R : coefficient de régression

X_i : vecteur des facteurs de pilotage (éléments d'entrée des modèles)

Y_i : éléments de sortie des modèles

INTRODUCTION

0.1 Aperçu sur le projet la recherche

Le dépassement des coûts est l'une des problématiques majeures dans les projets de développement de produits, notamment, dans l'industrie aérospatiale. Cette problématique a été couramment associée à la précision des modèles d'estimation. C'est ainsi que les dernières décennies sont marquées par l'émergence de plusieurs modèles d'estimation utilisant différentes techniques et approches. L'abondance des modèles développés et des efforts de recherche déployés dans ce sens n'ont pas permis de cerner et traiter tous les causes et enjeux liés à cette problématique. En effet, les projets de développement des produits dans le secteur aérospatial continuent toujours à enregistrer des dépassements des coûts considérables.

Dans le secteur aérospatial, la fiabilité et la précision des estimées furent parmi les facteurs clés de succès des projets de développement. C'est ainsi que le processus d'estimation des coûts se considère comme l'un des éléments les plus critiques dans la planification des projets. En effet, la fiabilité de l'estimation permet non seulement d'évaluer la rentabilité du projet et d'assurer une meilleure budgétisation, mais aussi de mieux gérer les ressources et les relations avec les partenaires, de planifier les activités et de prendre les bonnes décisions concernant le respect des engagements financiers. Dans un environnement à niveau d'incertitude élevé, tel est le cas de l'industrie aérospatiale, la planification du projet et l'estimation des coûts en particulier joueront un rôle déterminant dans l'atténuation de cette incertitude. Il est à noter que l'incertitude concernée par le présent projet de recherche est celle définie par la théorie de décision (Knight, 1964). Le détail de cette définition est fourni dans le chapitre 1 (section 1.4.2).

Les estimées des coûts sont attendues tout au début du lancement du projet, quand peu d'informations sont disponibles sur les produits, les exigences, les technologies et

l'environnement du projet en général. C'est ainsi que l'approche d'estimation dite "Top-Down" est préconisée. Selon cette approche, certains macro-paramètres sont utilisés pour procéder à l'estimation globale des coûts; une désagrégation est effectuée ultérieurement à travers l'allocation des budgets au niveau des activités et des tâches. Différentes méthodologies utilisent cette approche, les plus connues sont les méthodes analogiques, l'avis d'experts et les méthodes paramétriques classiques. Ces dernières sont très populaires, notamment, dans les grands projets d'ingénierie. [Asiedu et Gu \(1998\)](#) ont décrit les méthodes paramétriques comme un ensemble de formules générées en utilisant les techniques statistiques pour corrélérer les coûts avec certaines caractéristiques ou facteurs de pilotage. Toutefois, les méthodes basées sur l'apprentissage machine ont fait preuve de leur fiabilité et supériorité pour l'estimation des coûts dans plusieurs domaines. C'est ainsi que l'étendu des méthodes d'estimation des coûts selon l'approche Top-Down a été élargi pour inclure les méthodes d'apprentissage machine ([Bode, 2000](#)). Étant donné que le temps en heures-personnes, également connu sous le nom de l'effort, représente la partie essentielle du coût des projets de développement de produit, l'effort peut ainsi fournir une bonne représentation du coût du projet ([Bashir & Thomson, 2004](#)). Pour le reste de cette thèse, les termes effort et coût seront utilisés comme des substituts l'un à l'autre.

0.2 Contexte de projet de recherche

0.2.1 Développement de produits dans le secteur aérospatial

Le développement de nouveau produit a une importance vitale pour l'industrie aérospatiale. En effet, le produit est évidemment le moyen par lequel les compagnies de ce secteur atteignent leur objectif en termes de revenus ([Stockstrom & Herstatt, 2008](#)). Les recherches de Cooper ont démontré que le tiers des revenus est lié aux nouveaux produits. Pour les industries dites dynamiques, ce taux peut atteindre jusqu'à 100% ([Cooper, 2001](#)). Le développement de nouveaux produits est donc l'un des processus clés dans le modèle d'affaire des entreprises du secteur aérospatial.

L'environnement de développement des produits dans l'industrie aérospatiale est très particulier, notamment, avec l'implication de plusieurs acteurs et parties prenantes, incluant le gouvernement dans la majorité des cas. Pour cette raison, et prenant en considération la nature des produits et leurs utilisations, les standards et les lois sont très sévères. Malgré la diversité des intervenants, le concept de "client unique" est très présent dans le modèle d'affaires des entreprises du secteur aérospatial. En effet, les produits sont en général développés pour un nombre très restreint de clients, voir même un seul client (Boyd, 2016). Cette contrainte, liée à la nature du marché, empêche les entreprises de ce secteur de profiter de l'effet des économies d'échelle pour amortir les coûts de recherche et développement (R&D) et réduire ainsi les coûts unitaires. Les coûts R&D ont, par conséquent, un impact majeur sur le coût final du produit d'autant plus que les risques du marché sont très élevés.

La dynamique concurrentielle dans le secteur aérospatial, accompagnée de l'évolution rapide des exigences clients, oblige les compagnies à apporter en continu des améliorations aux performances de leurs produits. Par conséquent, les compagnies les plus ambitieuses qui désirent être à la fine pointe de l'innovation technologique pour se positionner dans leur marché devront développer des produits avec des technologies de nouvelle génération. Elles devront ainsi composer avec l'enjeu lié à la maturité de ces technologies durant le développement des produits (Boyd, 2016). Cet enjeu crée une sorte de complexité technologique qui affecte le processus et le système de développement. La multidisciplinarité et les exigences liées à l'intégration des technologies intensifient davantage cette complexité.

Outre les contraintes du marché et les contraintes technologiques, les produits dans le secteur aérospatial sont développés au travers d'un système complexe de processus, d'outils et de ressources impliquant plusieurs disciplines. Ils doivent naturellement intégrer des sous-systèmes interreliés (Summers & Shah, 2010; Tamaskar, Neema, & DeLaurentis, 2014) ce qui augmente le niveau des interactions organisationnelles. Selon certains chercheurs cette multidisciplinarité contribue à l'augmentation de la complexité du processus de développement des produits (T. Tomiyama, 2006; Tetsuo Tomiyama, D'Amelio, Urbanic, & Elmaraghy, 2007). D'autres pratiques telles que le développement itératif et l'ingénierie

simultanée créent plus d'interactions et apportent une autre composante de complexité au développement de produits (Zhang & Bhuiyan, 2015). D'autant plus, les sources d'incertitude sont tellement diversifiées dans le secteur aérospatial et le niveau du risque est si extrême que les compagnies cherchent, en général, un co-investissement avec le client ou un contrat de partage des risques avec le gouvernement avant de s'engager dans le développement d'un nouveau produit (Boyd, 2016). Les principales sources d'incertitude sont liées à l'évolution rapide des technologies et des exigences clients, à la variété des attentes des parties prenantes et aux délais de développement relativement longs. L'enjeu réel à confronter est de pouvoir maîtriser l'évolution de l'environnement du produit tout au long du processus de développement. Ainsi, ce niveau élevé des risques et incertitudes augmente davantage la complexité du processus de développement et fait de l'estimation des coûts l'un des plus grands défis lors de la planification du projet.

0.2.2 L'estimation de l'effort et l'enjeu du dépassement des coûts

Comme déjà mentionné, malgré l'abondance des modèles d'estimation dans la littérature, les projets de développement des produits dans l'aérospatial continuent d'enregistrer des dépassements remarquables des coûts. Selon une enquête réalisée en 2019 auprès de 29 experts impliqués dans la planification des coûts dans l'industrie aérospatiale, 65,5% des projets ont enregistré des dépassements des coûts supérieurs à 25%. Aussi, selon l'étude de Keller et al. (2014) le taux de dépassement des coûts dans les programmes aérospatiaux aux États-Unis est aux alentours de 45%. Le GAO (US Government Accountability Office) attribue ces dépassements au manque de fiabilité des modèles et méthodes d'estimation. Dans le cadre des efforts déployés par le gouvernement des États-Unis pour contrôler ces dépassements en développement des produits dans le secteur de l'aérospatial et de la défense, une norme intitulée "Act de Numm Mccurdy" a été établie pour régulariser le régime et les exigences relatives aux dépassements des coûts et des délais (Schwartz & O'Connor, 2016). Flyvbjerg (2014) prétend que l'enjeu du dépassement des coûts ne se limite pas à des projets de natures ou de tailles spécifiques ni à une région géographique déterminée. Ceci démontre la criticité de l'enjeu du dépassement des coûts dans le secteur aérospatial et témoigne de

l'importance accordée à l'estimation comme élément clé pour composer avec cet enjeu. Cependant, il est évident que l'estimation des coûts ou de l'effort devrait être faite différemment. En d'autres termes, les approches et techniques de modélisation devront être revues en explorant de nouvelles techniques de modélisation plus adaptées à la dynamique des coûts, aux contraintes et aux défis du secteur aérospatial.

0.3 Objectifs du projet de recherche

Le but principal de cette recherche est de proposer de nouveaux modèles d'estimation de l'effort en développement de produits qui soient personnalisés pour l'industrie aérospatiale et capables d'assurer une fiabilité supérieure aux modèles classiques basés sur les techniques de régression. L'objectif ultime est d'avoir un meilleur contrôle sur les dépassements des coûts et contribuer à leur réduction en prenant les bonnes décisions d'affaires, notamment en termes des engagements à prendre et à respecter. Ainsi, le travail de recherche prévoit, également, le développement de modèles complémentaires pour prévoir et contrôler les dépassements des coûts dans un environnement à niveau d'incertitude élevé. L'atteinte de ces objectifs requiert une analyse des sources d'échec et des enjeux liés aux modèles actuels ainsi qu'une compréhension des facteurs et concepts clés qui ont une influence sur les coûts en développement des produits dans le secteur aérospatial. L'atteinte des objectifs du présent projet de recherche passerait au travers de certains sous-objectifs spécifiques qui reflètent les grandes lignes du projet. Ils peuvent être résumés comme suit :

- Revue des modèles actuels et de leurs approches;
- Diagnostic et identification des enjeux liés aux modèles d'estimation actuels;
- Identification, revue et analyse des concepts clés qui influencent les coûts de développement (complexité, risques et incertitudes, maturité, gestion des changements d'ingénierie, etc.);
- Identification, structuration et validation des facteurs de pilotage de l'effort en développement des produits dans le secteur aérospatial;

- Développement de modèles d'estimation de l'effort basés sur des techniques et approches plus adaptées à la dynamique des coûts en aérospatial;
- Développement de modèles d'estimation et de contrôle des dépassements des coûts.

0.4 Définition de la problématique et des questions de recherche

Théoriquement, la problématique d'estimation des coûts est difficile à modéliser. En effet, le sujet du coût n'est pas abordé d'un point de vue scientifique, mais plutôt comme un attribut du processus de décision en développement de produits (Curran, Raghunathan, & Price, 2004). Fondamentalement, l'estimation des coûts peut être considérée comme une problématique de prévision qui est fortement liée à l'enjeu du dépassement des coûts. Différentes approches ont été explorées pour rendre l'estimation des coûts plus fiable et plus précise. La sélection de l'approche, du modèle et des paramètres appropriés est une décision critique pour assurer la fiabilité de l'estimation. Le potentiel de l'approche dépend de plusieurs facteurs tels que la taille du projet, la nature du produit/système, le secteur d'activité, la disponibilité des informations et l'application appropriée de l'approche elle-même. En aérospatial, la complexité de l'environnement traduite par la diversité des facteurs, l'évolution des technologies, le nombre d'intervenants, les interactions entre les systèmes et les sous-systèmes ainsi que la présence d'un niveau d'incertitude élevé font du sujet d'estimation des coûts l'un des sujets de prévision les plus complexes. C'est ainsi qu'on lutte toujours pour trouver la meilleure approche et le modèle approprié pour estimer les coûts dans ce secteur. Cette lutte s'est traduite, dans les deux dernières décennies, par l'abondance des travaux de recherche sur les modèles d'estimation des coûts. La plupart de ces modèles affirment un degré de précision élevé ce qui porte à croire que le sujet est bien maîtrisé. Néanmoins, la réalité des projets de développement dans le secteur aérospatial nous démontre le contraire. En effet, selon différentes sources fiables telle que le GAO, la majorité des projets de ce secteur enregistrent des taux d'erreur de prévision qui se situent entre 25%-50% confirmant ainsi l'inadéquation des méthodes d'estimation actuelles avec les projets aérospatiaux. Aucun consensus n'a été conclu sur les causes d'échec de ces modèles; les points de vue se divergent plutôt entre ceux qui attribuent cet échec à l'inadéquation des

modèles avec la dynamique du coût et de ses facteurs dans un environnement complexe et incertain, et d'autres qui croient que les modèles sont adéquats mais certains éléments sont manquants (Keller et al., 2014). Des questions fondamentales émergent de cette réalité et peuvent ainsi décrire ou résumer la problématique de recherche.

- Les modèles actuels sont-ils adaptés avec la réalité du développement des produits dans le secteur aérospatial?
- Ces modèles ont-ils été développés en intégrant tous les facteurs pertinents ayant une influence sur l'effort en développement de produits?
- Les techniques de régression sont-elles appropriées pour modéliser l'effort en développement de produit dans le secteur aérospatial? Sinon, quelles sont les faiblesses de ces techniques face aux problèmes de modélisation complexes?
- Existe-t-il d'autres approches avec des fondements statistiques plus robustes que les techniques de régression et qui peuvent assurer une meilleure fiabilité pour les modèles d'estimation?
- Pouvons-nous contrôler les dépassements des coûts avec un mécanisme autre que la précision de l'estimation ?

0.5 Étendue du projet de recherche

De point de vue produit ou système, l'estimation des coûts couvre trois différents volets : les coûts de développement, les coûts de production et les coûts d'exploitation. Le présent projet de recherche se focalise sur les coûts de développement, notamment sur les modèles d'estimation de l'effort et les modèles de prédiction des dépassements des coûts dans le secteur aérospatial.

0.6 Contributions

Après une analyse de la problématique d'estimation de l'effort en nous appuyant sur la revue de la littérature, complétée par une étude de cas sur un projet d'envergure dans le secteur

aérospatial, nous avons pu discerner l'ensemble des points clés pour lesquels le présent travail de recherche apporterait des contributions significatives de point de vue scientifique et industriel. Ces contributions peuvent être résumées en cinq points.

Modèle destiné au secteur aérospatial : Le survol de la littérature illustre le besoin en modèles d'estimation de l'effort adaptés aux contraintes et enjeux de ce secteur. Les travaux de recherche qui se sont intéressés à l'estimation de l'effort en aérospatial (Alexander, 2018; Salam & Bhuiyan, 2016; Salam, Bhuiyan, & Gouw, 2009; Stahl, Stephens, Henrichs, Smart, & Prince, 2010) ont utilisé des paramètres de modélisation génériques. Ces paramètres ont été, par la suite, appliqués et testés sur les projets du secteur. Le présent travail de recherche aura pour objectif de procéder à une analyse approfondie des contraintes et enjeux du secteur aérospatial afin de personnaliser les facteurs de pilotage et l'approche de modélisation en fonction de la réalité des projets de développement de ce secteur.

Vision intégrée des facteurs de pilotage : les précédents travaux de recherche utilisent en général des facteurs liés à la complexité du produit ou plus simplement aux caractéristiques techniques du produit pour modéliser et estimer l'effort en développement des produits. La complexité est certes un concept clé dans la détermination de l'effort vu que son augmentation aura un effet direct sur l'augmentation de l'effort requis; néanmoins, d'autres facteurs, tels que la maturité des processus les compétences de l'équipe de développement peuvent avoir un effet positif sur la réduction des efforts requis. Ainsi, le présent travail de recherche apportera une nouvelle vision plus élargie sur les facteurs de pilotage de l'effort. Ces facteurs sont désormais structurés et présentés sous forme d'équilibre entre les facteurs de complexité et les facteurs de performance/compétences de l'organisation, qualifiés aussi comme des facteurs facilitateurs (voir figure 3.6). Les facteurs de pilotage reflètent les concepts clés qui ont une influence sur l'effort de développement dans ce secteur. Outre leur utilité pour la modélisation de l'effort, les facteurs de pilotage ont été développés sous forme d'un cadre de référence (*Framework*) original, offerte à la communauté scientifique et aux professionnels du secteur aérospatial pour tout éventuel travail sur la modélisation de l'effort de développement. L'adaptation de ce cadre de référence est tout à fait possible pour les

autres secteurs qui ont des contraintes et enjeux similaires ou proches de ceux de l'aérospatial. Le détail de développement du cadre de référence pour les facteurs de pilotage est présenté dans le chapitre 3.

Intégration des concepts clés : La compréhension des concepts clés en développement de produits dans le secteur aérospatial et de la dynamique avec laquelle ils influencent les coûts est un élément déterminant dans la modélisation et l'estimation de l'effort. En effet, l'exploration de ces concepts garantirait l'identification et la structuration de tous les facteurs potentiellement critiques pour l'estimation de l'effort. La majorité des modèles d'estimation de l'effort dans la littérature procèdent d'une manière plutôt arbitraire pour identifier les facteurs de pilotage en se basant sur les avis d'experts ou sur d'autres modèles d'estimations. D'autant plus, les contraintes liées à la modélisation selon les techniques de régression restreignent le nombre des facteurs utilisés pour l'estimation de l'effort. Ceci augmente le risque d'omission de certains facteurs déterminants. Concrètement, la revue des modèles d'estimation démontre la prédominance des facteurs ayant un lien avec les caractéristiques techniques et fonctionnelles du produit. D'autres facteurs qui reflètent des concepts clés tels que la maturité des technologies et des processus, la gestion des changements, la gestion des risques et l'incertitude sont pratiquement absents. Le présent projet de recherche s'est attardé sur l'identification et l'analyse approfondie des concepts et leurs effets sur la dynamique des coûts de développement dans le secteur aérospatial. Tel que décrit dans le [chapitre 3](#), une revue exploratoire de la littérature, renforcée par une analyse post-mortem d'un projet d'envergure dans le secteur aérospatial, conduisait à l'identification de cinq concepts clés qui ont un effet substantiel sur l'effort en développement de produits. Il s'agit des concepts de la complexité, de l'incertitude, de la maturité des technologies, de la maturité du processus de développement des produits et les changements d'ingénierie. Ainsi, l'intégration de ces concepts est d'une importance vitale pour assurer une modélisation plus fiable de l'effort.

Techniques de modélisation plus adaptées au secteur aérospatial : les modèles d'estimation de l'effort dans le secteur aérospatial se basent principalement sur les techniques de régression. Ces techniques présentent plusieurs limites liées aux hypothèses sur la

distribution de l'erreur et l'indépendance des paramètres d'entrée (Alexander, 2018; Bode, 2000). Leurs algorithmes de résolution présentent également des contraintes concernant le nombre de paramètres à gérer. Les nouvelles techniques de modélisation basées sur l'intelligence artificielle, notamment les techniques d'apprentissage machine, ont fait preuve de leur performance pour l'estimation des coûts dans d'autres domaines et secteurs tels que le développement de logiciels et la construction. Les initiatives pour appliquer ces techniques dans le secteur aérospatial sont plutôt très rares ce qui ne permet pas d'apporter un jugement éclairé sur leur pertinence pour ce secteur. Le présent travail de recherche (chapitre 4) a utilisé les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les machines à vecteurs support (MVS) comme deux techniques d'apprentissage machine reconnues pour leur potentiel de prévision. Le but est de juger leur adéquation avec la dynamique des coûts de développement et la nature de ses facteurs de pilotage dans le secteur aérospatial. Ainsi, les résultats devront contribuer à la lutte pour identifier la meilleure technique d'estimation des coûts de développement de produits dans le secteur aérospatial.

Modèles de contrôle des dépassements des coûts : Avec la présence d'un niveau d'incertitude élevé, une estimation parfaite de l'effort est difficile à assurer lors de la planification initiale des projets. Des changements majeurs dans les technologies, l'environnement d'affaires et les exigences clients peuvent se manifester en cours d'exécution du projet. À cause de l'aspect dynamique et de l'incertitude (Jane Fox, 1998; Meyer, Loch, & Pich, 2002; Munthe, Uppvall, Engwall, & Dahlén, 2015; Stockstrom & Herstatt, 2008) même la prise en compte du niveau d'incertitude dans l'estimation du départ ne garantirait pas une fiabilité très élevée des estimées. C'est ainsi que le présent travail de recherche opte pour le développement de modèles complémentaires pour estimer et contrôler les dépassements des coûts. En fait, plusieurs informations pertinentes sont accueillies après le démarrage du projet, ce qui permettrait, à travers certains indicateurs de performance et un modèle approprié, d'estimer les dépassements potentiels des coûts lors des phases préliminaires du projet. Il a été effectivement démontré dans le chapitre 5 qu'il est possible d'estimer les dépassements des coûts avec un degré de précision élevé.

Les contributions majeures du projet de recherche ont été concrétisées par la soumission et la publication d'articles scientifiques dans différents journaux internationaux et actes de conférences. Les articles de journaux reflètent les principaux livrables des travaux de recherche qui représentent aussi les contributions majeures. Le [tableau 0.1](#) fournit la synthèse de ces publications.

Tableau 0.1 : Synthèse des articles et publications

	Titre de la publication	Journal / Conférence	Auteurs	Date de soumission	Statut
Conférence 1	Performances en développement de produits – Cas de l'industrie aérospace	2016 Conference on Modeling Optimization & Simulation	Rabie Jaifer Yvan Beauregard Nadia Bhuiyan	Mai 2016	Publié Aout 2016
Conférence 2	Reimagining uncertainty and complexity evaluation in aerospace product development – planning perspective	2017 Conference of the American Society for Engineering Management	Rabie Jaifer Yvan Beauregard Nadia Bhuiyan	Juin 2017	Publié Oct 2017
Publication 1	New framework for effort drivers in aerospace product development	Engineering Management Journal	Rabie Jaifer Yvan Beauregard Nadia Bhuiyan	Sept 2019	Publié Juillet 2020
Publication 2	Toward more accuracy in aerospace product development effort estimation: overcoming the main issues of current estimation models	Engineering Management Journal	Rabie Jaifer Yvan Beauregard Nadia Bhuiyan	Oct 2020	Soumis
Publication 3	Early prediction of aerospace product development cost overrun using machine learning techniques	Journal of Aerospace Information System	Rabie Jaifer Yvan Beauregard Nadia Bhuiyan	Sept 2020	Soumis

0.7 Aperçu sur la méthodologie proposée

Pour l'atteinte des résultats et objectifs attendus, le projet de recherche a été planifié sur trois phases. La première phase s'est intéressé à l'évaluation des paramètres et facteurs de pilotage de l'effort dans le but d'élaborer un nouveau cadre de référence ou "*Framework*" qui regroupe, classe et priorise ces facteurs. Le développement de ce cadre de référence a pris en considération les contraintes, les enjeux, les concepts clés et les particularités du secteur aérospace. C'est ainsi qu'il a été personnalisé pour ce secteur. La deuxième phase s'est

focalisée sur l'élaboration de nouveaux modèles d'estimation de l'effort en développement des produits. Deux particularités différencient les modèles développés lors de cette phase par rapport aux modèles conventionnels ou classiques retrouvés dans la littérature. La première se réside dans l'exploration d'une nouvelle approche basée sur les techniques d'apprentissage machine au lieu des techniques de régression. Nous expliquons dans les chapitres 1 et 4 pourquoi cette approche est plus adaptée à la réalité du secteur aérospatial. La deuxième particularité concerne l'utilisation des paramètres et facteurs personnalisés pour le secteur aérospatial et qui ont le potentiel d'être mieux corrélés avec l'effort. La dernière phase s'est intéressée au développement de modèles pour le contrôle des dépassements des coûts en utilisant une nouvelle approche de prédiction basée sur les indicateurs de performance. L'objectif de cette dernière phase est de surmonter les enjeux liés à l'incertitude et d'assurer un contrôle dynamique des coûts. La figure 0.1 fournit un cadre conceptuel du projet de recherche et permet d'illustrer ses différentes phases ainsi que les principales méthodologies et livrables de chacune de ses phases.

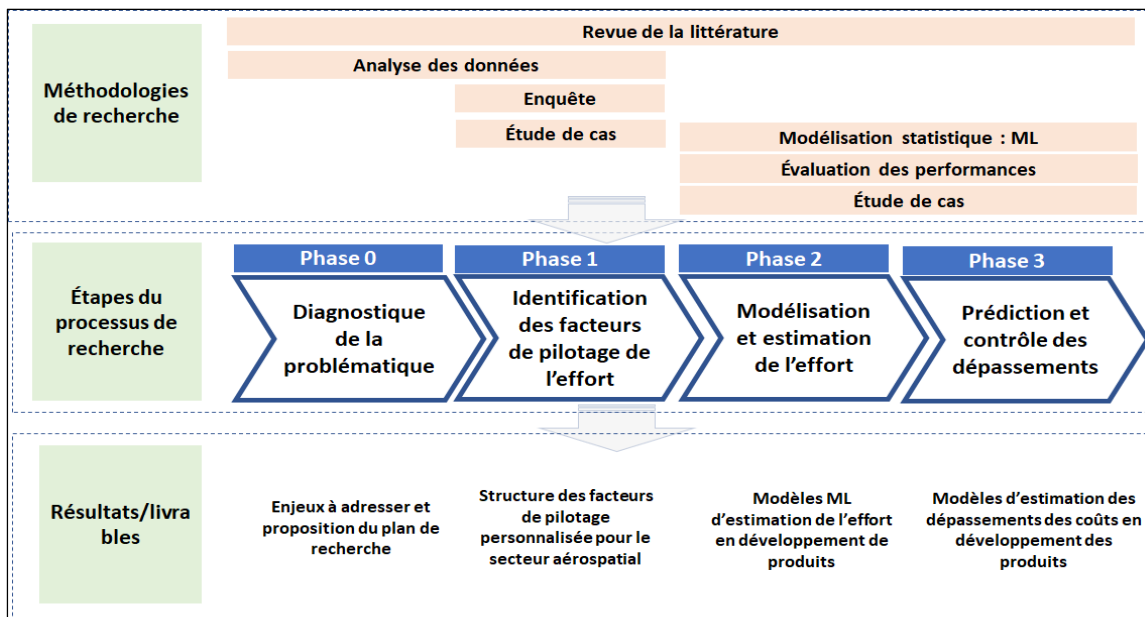


Figure 0.1 : Cadre conceptuel du projet de recherche

CHAPITRE 1

ÉTAT DE L'ART ET REVUE DE LA LITTÉRATURE

1.1 Introduction

L'abondance des travaux de recherche sur l'estimation des coûts ou de l'effort en développement de produits témoigne de l'importance du sujet et l'intérêt qu'on lui accorde par les scientifiques et praticiens. Les types de techniques et modèles d'estimation sont très diversifiés et peuvent être classifiés en modèles qualitatifs et modèles quantitatifs (Caputo & Pelagagge, 2008; Foussier, 2006; Layer, Brinke, Houten, Kals, & Haasis, 2002). Les modèles qualitatifs, aussi qualifiés comme intuitifs (Shi & Li, 2008), se basent principalement sur l'expérience et les compétences des experts et utilisent des techniques telles que la méthode Delphi, le brainstorming, le jugement personnel, la conférence d'experts ou les règles heuristiques. En général, leur but est de comparer les alternatives potentielles sans s'intéresser à l'estimation quantitative des coûts. C'est ainsi que ces modèles ne sont pas classifiés parmi les modèles d'estimation des coûts ou de l'effort et sont hors de portée du présent projet de recherche. Le survol de la littérature sur l'estimation quantitative des coûts en développement de produits mène à l'identification de deux principales approches : l'approche *Bottom-up* et l'approche *Top-Down* (ISPA, 2008; NASA, 2015). La première se base sur l'évaluation des coûts ou de l'effort au niveau de la tâche ou de l'activité avant de procéder à l'agrégation au niveau du projet alors que la deuxième utilise le principe de la planification intégrée où les estimées sont élaborées directement au niveau du projet. Ces approches permettent de classifier les techniques d'estimation selon leurs usages. Le présent chapitre survol les différentes approches et techniques d'estimation de l'effort dans la littérature et présente une revue détaillée des techniques qui sont dans le champ d'intérêt du présent projet de recherche. Cela concerne les techniques statistiques de régression et les techniques d'apprentissage machine. Le détail de la revue des autres techniques est présenté dans l'annexe I. Ce chapitre passe également en revue les concepts clés qui ont un effet sur les coûts ou l'effort en développement de produits dans le secteur aérospatial. La revue de la littérature s'est intéressée également aux ressources et outils disponibles pour supporter

l'estimation de l'effort dans le secteur aérospatial. Le détail de cette revue est présenté dans [l'annexe II](#).

1.2 Approches d'estimations de l'effort en développement des produits

1.2.1 L'approche Bottom-Up

L'approche Bottom-Up, nommée également *Engineering Build-up* ou encore approche générative-analytique, est l'une des approches les plus populaires en estimation des coûts pour les projets de développement de petite et moyenne taille, notamment après l'acquisition d'informations détaillées sur le produit et le projet. Elle se base sur la décomposition hiérarchique du projet selon la SDP (*Structure de Décomposition du Projet*) et l'évaluation des coûts au niveau des tâches ou des lots de travail. Les coûts sont agrégés ou intégrés pour déduire le coût total du projet ([ISPA, 2008](#)). L'évaluation des coûts au niveau de la tâche peut être réalisée à l'aide de plusieurs techniques, entre autres, l'avis des experts, l'analogie ou la méthode analytique. Le choix et la maîtrise de la technique déterminent l'exactitude et la fiabilité des estimées. Certains efforts de recherches ont tenté d'améliorer la fiabilité des estimées fournies par l'approche Bottom-Up en intégrant de nouveaux concepts ou méthodes ([Charles & Hansen, 2008](#); [Kowalska & Ochodek, 2014](#); [Qian & Ben-Arieh, 2008](#); [Tornberg, msen, & Paranko, 2002](#); [Tu, Xie, & Fung, 2007](#)). En général, des informations complètes et détaillées sur le produit sont requises avant de procéder à l'estimation. C'est pour ces raisons que l'approche Bottom-Up est laborieuse et nécessite beaucoup de ressources pour sa mise en œuvre. Elle peut assurer des résultats très satisfaisants pour les projets de petite à moyenne taille et à faible niveau de complexité. Néanmoins, son efficacité pour les projets de grande envergure est très questionnable, surtout en développement de produits lorsque l'estimation de l'effort est attendue lors des phases préliminaires de démarrage du projet. C'est ainsi que cette approche n'est pas dans les champs d'intérêts du présent travail de recherche.

1.2.2 L'approche Top-Down

L'approche "*Top-Down*" est très populaire dans les projets d'ingénierie et de développement de produits. Durant les dernières décennies, plusieurs travaux de recherche sur l'estimation des coûts de développement ont utilisé cette approche. Son objectif est de développer des modèles capables de fournir des estimées de l'effort ou des coûts à l'échelle du projet ou du programme. Elle se base principalement sur les outils statistiques supportés par les données historiques sur les propriétés et caractéristiques globales du projet et/ou du produit (ISPA, 2008), connues aussi sous le nom de macro-paramètres, pour modéliser et estimer les coûts. L'approche *Top-Down* requiert un minimum de détail sur le produit et le projet et pourrait être très utile lors des phases préliminaires de planification quand peu d'informations sont disponibles sur les exigences et les fonctionnalités. Les méthodes statistiques de modélisation, notamment, l'estimation paramétrique sont les techniques les plus répondues selon cette approche. Néanmoins, les méthodes basées sur l'apprentissage machine, notamment les RNAs (Réseaux de Neurones Artificiels) et les MVSs (Machine à Vecteurs Supports), ont fait preuve de leur fiabilité et supériorité pour l'estimation des coûts dans plusieurs domaines. C'est ainsi que l'étendu des méthodes statistiques d'estimation des coûts selon l'approche Top-Down devrait être élargi pour inclure les méthodes d'apprentissage machine (Caputo & Pelagagge, 2008). Certaines techniques utilisées selon l'approche Bottom-Up, telles que les techniques d'analogie et la technique de l'avis d'experts peuvent également être utilisées selon l'approche *Top-Down*. Le degré d'exactitude des estimées selon l'approche *Top-Down* est évidemment moins élevé que celui de l'approche *Bottom-Up*. La fiabilité des résultats dépend essentiellement du modèle choisi, des paramètres et de la crédibilité des données utilisées. La figure 1.1 fournit une synthèse de la hiérarchie des approches et techniques d'estimation des coûts en développement de produits les plus populaires selon l'approche *Top-Down*. L'annexe III résume les avantages et inconvénients des approches et techniques d'estimation.

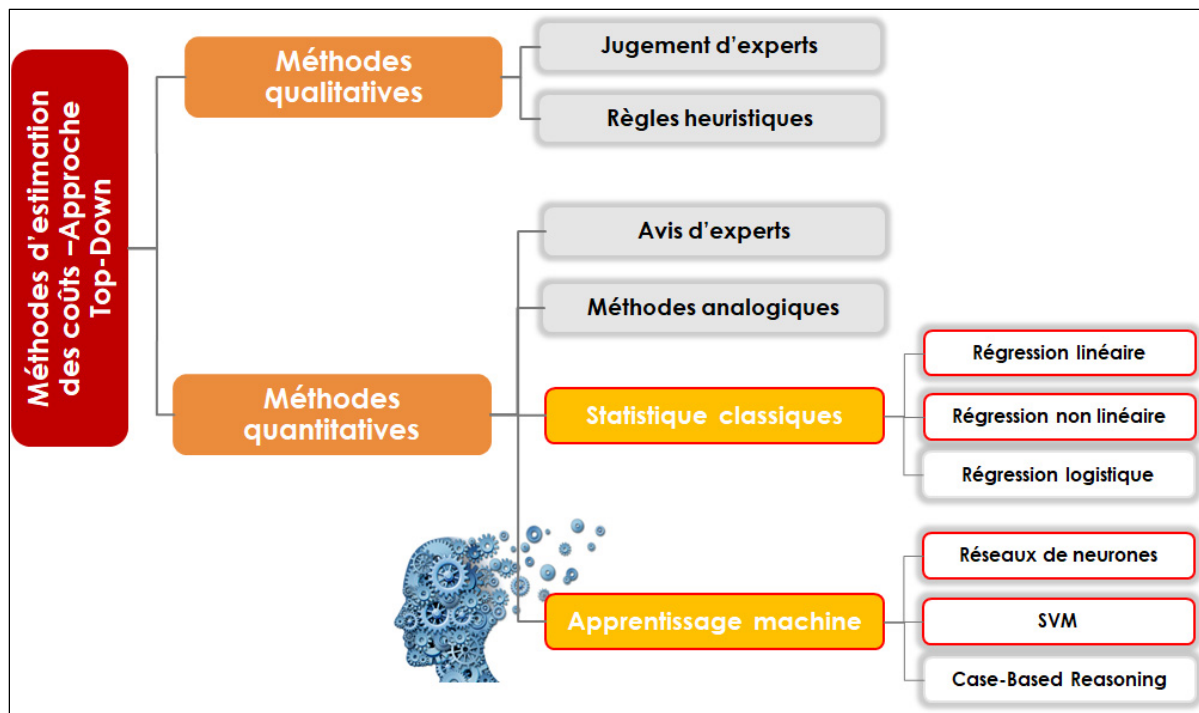


Figure 1.1 Techniques d'estimation des coûts selon l'approche Top-Down

1.3 Revue des techniques et modèles d'estimation de l'effort dans la littérature

Cette section décrit les différentes techniques et modèles d'estimation qui sont dans le champ d'intérêt du présent projet de recherche. Cela concerne l'estimation paramétriques classiques basées sur les techniques de régression ainsi que les techniques d'apprentissage machine.

1.3.1 L'estimation paramétrique classique

L'estimation paramétrique appartient à la famille des méthodes statistiques utilisées pour l'estimation de l'effort par la détermination d'un lien causal entre certains paramètres, nommés également facteurs de pilotage, et l'effort en développement de produits (Foussier, 2006). Concrètement, l'estimation paramétrique évalue le coût ou l'effort de développement en utilisant une fonction analytique connue sous le nom de *Cost Estimation Relationship* (CER) qui décrit le type de relation entre l'effort et les facteurs de pilotage qui l'influence (ISPA, 2008; Qian & Ben-Arieh, 2008). Quoique ces techniques soient moins précises que

l'estimation analytique selon l'approche Bottom-Up, elles sont relativement fiables lorsque le type de CER et les paramètres sont soigneusement choisis. Ces techniques sont utilisées lorsque les estimées sont attendues lors des étapes préliminaires du démarrage du projet (Saravi, Newnes, Mileham, & Goh, 2008). La représentativité et la fiabilité des données historiques utilisées pour la modélisation du CER jouent un rôle déterminant dans la précision de l'estimation paramétrique (ISPA, 2008).

Les modèles paramétriques varient, selon l'équation CER utilisée, d'un modèle linéaire simple aux modèles à base d'équations multiples non linéaires plus complexes. Le développement du CER se base principalement sur les techniques de régression qui sont des méthodes scientifiquement prouvées (Asiedu & Gu, 1998; Ievtushenko & Hodge, 2012). L'un des avantages primaires de l'utilisation des méthodes paramétriques, selon la majorité des chercheurs, est la possibilité de produire des estimées fiables dans des délais relativement courts et avec des ressources limitées (Castagne, Curran, Rothwell, & Price, 2008; Duverlie & Castelain, 1999; Lamboglia, Gaudenzi, & Joumier, 2008; Roy, 2003).

Selon Watson et Kwak (2004), avec l'estimation paramétrique il serait possible d'avoir une compréhension approfondie des facteurs de pilotage et leurs mécanismes d'influences sur les coûts. C'est ainsi que des décisions concernant des actions d'amélioration pourront être plus rentables de point de vue économique. Crow (2004) ajoute que la maîtrise des paramètres du CER peut même aider les compagnies à réaliser leur stratégie de *Target Costing*. Néanmoins, la maîtrise de ces paramètres et leurs mécanismes d'influence dépend considérablement des données historiques et leur capacité à refléter les situations futures (Curran et al., 2004). C'est pourquoi que la mise à jour en continu des données est requise dans ce sens.

Les méthodes paramétriques présentent certains enjeux majeurs dont le plus important est la disponibilité des données fiables lors des phases préliminaires ce qui nécessiterait une évaluation anticipée des paramètres ou le recours aux techniques stochastiques et l'analyse des scénarios (Duverlie & Castelain, 1999). Malgré les enjeux liés aux méthodes paramétriques, ces dernières sont les plus couramment utilisées pour l'estimation des coûts

de développement dans différents secteurs d'activité incluant l'aérospatial, le télécom et l'industrie automobile (Ievtushenko & Hodge, 2012).

Plusieurs modèles d'estimation des coûts basés sur les techniques paramétriques sont revus dans le chapitre 3 (Bashir & Thomson, 1999, 2000, 2001b, 2004; Chwastyk & Kołosowski, 2014; Duverlie & Castelain, 1999; Jacome & Lapinskii, 1997; A. salam & Bhuiyan, 2016; A. Salam et al., 2009; Ashish Sharma & Dharmender Singh Kushwaha, 2012). Dans le secteur aérospatial, les deux modèles de Salam présenté dans le chapitre 3 ne sont pas les seules initiatives pour l'estimation de l'effort en développement des produits dans ce secteur. En fait, les dernières années ont connu l'apparition de quelques modèles destinés pour des applications spécifiques en aérospatial. Ceci témoigne du besoin et de l'intérêt de cette industrie pour de nouveaux modèles personnalisés et plus fiables. Monserrate, Shehab, et Sarfraz (2017) ont utilisé la modélisation paramétrique pour l'estimation des coûts durant les phases préliminaires du développement d'un processus nommé LBW (Lazer Beam Welding) utilisé dans l'industrie aérospatiale. Le modèle développé utilise des variables de type géométriques combinées à des variables liées aux caractéristiques du processus telles que l'énergie, la vitesse et la durée. Chuck Alexander (2018) a proposé un modèle paramétrique pour l'estimation des coûts et délais de développement des technologies dans le secteur aérospatial. Les paramètres ou variables d'entrée du modèle étaient : la hiérarchie du système, la maturité des technologies, le niveau de difficulté du développement, les caractéristiques techniques du système, la capabilité et les indicateurs clés de performance. Martinelli et al. (2019) ont également développé un modèle paramétrique destiné à l'estimation des coûts des turbines durant la phase conceptuelle du processus de développement. Le modèle est basé sur des paramètres liés purement aux caractéristiques techniques du produit.

1.3.2 Techniques d'apprentissage machine

L'apprentissage machine (Machine Learning : ML) ou apprentissage statistique est un domaine de l'intelligence artificielle qui se base sur des approches et algorithmes

mathématiques et statistiques pour fournir à un modèle la capacité d'apprendre à partir des données ou des observations et lui permettre ainsi de résoudre des problèmes sans être explicitement programmé pour cela (source : Wikipedia). Les recherches sur les modèles d'estimation et de prévision à l'aide des techniques ML se sont intensifiées durant les deux dernières décennies. La littérature démontre que ces techniques peuvent assurer une estimation plus précise que les techniques paramétriques (Bode, 1998; Caputo & Pelagagge, 2008; Cavalieri, Maccarrone, & Pinto, 2004; Loyer, Henriques, Fontul, & Wiseall, 2016). Malgré les recommandations des chercheurs qui confirment le potentiel des techniques ML, les tentatives de leur application pour l'estimation de l'effort en développement de produits dans le secteur aérospatial sont très rares. Différents types de techniques et modèles ML ont été développés et appliqués pour résoudre des problématiques de natures différentes. Les plus populaires pour l'estimation et la prévision sont les réseaux de neurones artificiels (RNAs), les machines à vecteurs supports (MVS), et le raisonnement basé sur les cas (*CBR : Case Based Reasoning*). Les performances des modèles d'apprentissage machine dépendent de la fiabilité des données d'apprentissage mais surtout des paramètres d'entraînement, nommés aussi hyperparamètres. Les principaux pour les RNAs sont le taux d'apprentissage et la fonction d'activation. Pour les MVSs, ces paramètres concernent la fonction de transfert ou fonction kernel, le facteur kernel γ et le taux de régularisation C .

1.3.2.1 Réseaux de neurones artificiels

Les RNAs sont inspirés de la structure du système nerveux biologique composé d'un réseau de neurones interconnectés. Leur utilisation est basée sur le principe d'apprentissage et de généralisation (Haykin, 2009) et ils sont capables d'assimiler et de modéliser des relations complexes entre plusieurs variables (Maschio & Schiozer, 2014). Les deux dernières décennies ont marqué l'évolution des RNAs dans des domaines très variés tels que de la vision par ordinateur, les prévisions économiques, l'estimation, la production industrielle et même le trafic aérien. Pour les problèmes d'estimation, les résultats ont démontré que les RNAs peuvent fournir une très grande précision pour prévoir les séries temporelles non

linéaires. Ils ont également prouvé leur supériorité par rapport aux modèles statistiques classiques pour plusieurs problématiques d'estimation.

Le type des RNAs le plus utilisé pour les problèmes d'estimation est le perceptron multicouche (MLP : Multi-Layer Perceptron). L'architecture des MLP est composée d'une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie (voir figure 4.3). Les MLPs ont été introduits initialement pour résoudre les problèmes de classification; mais, grâce à leur propriété d'approximation universelle, ils ont rapidement évolué pour être utilisés comme modèles de régression non linéaire. En général, les problématiques d'estimation ou de prévision sont de deux types, la prévision temporelle utilisant des séries chronologiques des données historiques pour prévoir le futur et la prévision causale utilisant des données sur les paramètres ou les facteurs de pilotage pour estimer ou prédire une variable donnée. Les modèles MLP utilisés pour l'estimation ou la prévision causale sont équivalents aux modèles de régression non linéaires : $Y = F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ dont le nombre de neurones d'entrée est lié au nombre de facteurs de pilotage. Les RNAs sont entraînés, en général, à l'aide des algorithmes de Back-propagation (BP). Ces algorithmes sont présentés dans l'annexe IV. Les RNAs peuvent également être entraînés par les algorithmes génétiques (GA : Genetic Algorithm). Bien que cette technique ait été utilisée dans certains domaines, elle est beaucoup moins populaire que l'algorithme BP. Aucun travail de recherche qui s'intéresse à la comparaison entre l'entraînement des RNAs à l'aide des GAs et l'entraînement à l'aide de l'algorithme BP n'a été identifié dans la littérature. Plus de détails sur les fondements théoriques et statistiques des RNAs sont présentés dans les articles des chapitres 4 et 5.

Dans la littérature, un grand nombre de modèles basés sur les RNAs ont été développés pour l'estimation des coûts en développement des produits dans différents domaines et contextes. Les suivants sont des exemples de ces modèles qui sont présentés pour illustrer la mise en œuvre des RNAs pour des problématiques d'estimation des coûts. D'autres modèles (Bhatnagar, Bhattacharjee, & Ghose, 2010; Caputo & Pelagagge, 2008) sont présentés brièvement dans l'article du chapitre 4.

Cavalieri et al. (2004) ont développé un modèle à base des RNAs pour l'estimation des coûts des nouveaux produits dans le secteur automobile. Les résultats du modèle ont été comparés avec les résultats de l'approche paramétrique classique. Les auteurs ont analysé plusieurs données sur les coûts (matières premières, main d'œuvre, frais généraux) ainsi que des données sur les technologies et le processus de design pour déterminer cinq facteurs pertinents de pilotage des coûts. Une base de données sur ces facteurs a été constituée pour entraîner et tester les modèles. Différentes configurations en termes de nombre de couches cachées et de nombre de neurones dans ces couches ont été entraînées et testées afin de choisir celle qui offre les meilleures performances. Les performances ont été évaluées en utilisant deux indicateurs, soit le MAPE (Mean Absolute Percentage Error) et le GF (Generalization Factor). Le Gf est calculé à l'aide de l'équation $Gf = \frac{k}{n} 100$, avec n la taille de l'échantillon test et k le nombre d'éléments avec une erreur d'estimation inférieure à 5%. Un échantillon de 20 éléments a été réservé pour tester les différentes configurations. La comparaison des performances des RNAs (MAPE = 1.8%) avec ceux du modèle paramétrique classique basé sur la régression multiple (MAPE = 6%) démontre que les réseaux de neurones MLP surpassent largement les modèles paramétriques classiques en termes de précision d'estimation.

Loyer et al. (2016) ont comparé les méthodes MVS, RNA, GAMs (Generalized Additive Models) et la régression linéaire multiple pour l'estimation des coûts de fabrication de certaines composantes du moteur d'avion. Une base de données de 254 observations a été constituée à partir des données historiques sur cinq variables ou facteurs de pilotage des coûts. Le type de réseau de neurones choisi est un MLP à une seule couche cachée de 20 neurones, entraîné en back-propagation. La fonction Sigmoid a été choisie comme fonction d'activation avec un taux d'apprentissage de 0.1. La méthode MVS a utilisé une fonction kernel de type RBF (Radial Basis Function) avec un facteur kernel $\gamma = 1$ et un taux de régularisation $C = 1000$. La comparaison entre les modèles a été effectuée sur la base des deux indicateurs MAPE et NRMSE (Normalized Root Mean Square Error) ainsi que sur la base du temps d'exécution et du facteur de corrélation. Le [tableau 1.1](#) présente la synthèse

des résultats. On remarque que la méthode SVM surpasse les autres méthodes en termes de précision d'estimation, suivi du RNA.

Tableau 1.1 Comparaison des performances des modèles
Adapté de (Loyer et al., 2016)

Modèles	R ²	Corrélation	MAPE (%)	NRMSE (%)	Temps (s)
Régression linéaire multiple (MLR)	0.62	0.78	18.07	16.03	0.00
Modèles additifs généralisés (GAM)	0.82	0.88	13.05	12.19	0.23
Réseaux de neurones artificiels (RNA)	0.88	0.90	11.30	11.02	0.30
Machine à vecteurs support (SVM)	0.93	0.91	9.15	9.66	0.17

Ricardo Vargas (2015) avait utilisé les réseaux de neurones pour la détermination du budget des projets dans le secteur de construction. Pour se faire, il a utilisé une architecture de réseau de neurones de type GRNN (Generalized Regression Neural Network). Aucun détail n'a été fourni sur les éléments de cette architecture (nombre de neurones utilisé, etc.). Les paramètres d'entrées du réseau sont constitués de cinq variables indépendantes qui représentent les facteurs du pilotage du budget : (1) niveau de complexité du projet, (2) la localisation, (3) la durée de base du projet, (4) le type du contrat et (5) le nombre des parties prenantes clés. Une base de données de 500 projets a été utilisée pour l'entraînement (80%) et le test (20%). L'évaluation des performances du modèle s'est basée sur les deux indicateurs RMSE (Root Mean Square Error) et MAE (Mean Absolute Error). Le [tableau 1.2](#) présente les résultats de l'entraînement et du test.

Tableau 1.2 Résultats de l'entraînement et test du RNA
Adapté de (Vargas, 2015)

	Entrainement	Test
Nombre de cas	400	100
Temps d'entraînement	00:00:38	-
% du mauvaises prédiction (tolérance de 30%)	0.0000%	0.0000%
RMSE	944.70	1508.66
MAE	706.47	1170.24
Écart type de l'erreur absolu	627.18	952.16

1.3.2.2 Machine à vecteur support

La MVS est une technique d'apprentissage machine qui est devenue populaire après les recherches Vapnik ([Vapnik, 1995a, 1995b](#)) sur la théorie d'apprentissage statistique et les machines à vecteurs supports. Il s'agit d'une méthode non linéaire qui se base sur le principe de transformation des données initiales (non séparables) en un nouvel espace de données de dimension plus élevée (potentiellement infinie) par le biais d'une fonction de transformation complexe ϕ . Cette transformation augmente les possibilités des frontières de séparations linéaires. Ainsi, les MVSs sont fondamentalement considérées comme des séparateurs à vaste marge. Le principe de fonctionnement de cette technique se base sur la recherche de la meilleure fonction de classification pour distinguer les membres de deux classes. Il nécessite un nombre restreint de données d'entraînement et est insensible au nombre de dimensions ([Kumar, Ravi, Carr, & Kiran, 2008](#)). Plus de détails sur les fondements théoriques et statistiques de la méthode SVM sont présentés dans les articles des chapitres 4 et 5.

La méthode MVS a été utilisée dans plusieurs travaux de recherche pour l'estimation des coûts que ce soit dans sa version classique ou sa version évoluée LS-VSM (Least Square-Vector Support Machines). Certains chercheurs l'ont même combinée avec d'autres approches telles que les algorithmes génétiques ([Chou, Cheng, Wu, & Tai, 2011](#)). Durant les deux dernières décennies, de nombreux modèles d'estimation des coûts selon la méthode MVS ont été développés, citons à titre d'exemple les travaux de [Deng et Yeh \(2011\)](#), de [Chou et al. \(2011\)](#) et de [Wang, Yu, et Chan \(2012\)](#). Le modèle de Deng et Yeh sera présenté dans le paragraphe ci-après dans le but d'illustrer la mise œuvre de la méthode SVM. Les deux autres modèles sont présentés brièvement dans l'article du chapitre 4.

[Deng et Yeh \(2011\)](#) ont utilisé la méthode SVM pour l'estimation des coûts du design de la structure de l'aile d'avion. L'étude expérimentale de Deng et Yeh concerne l'application de la méthode SVM et des RNAs pour l'estimation des coûts de développement de quatre composantes de l'aile d'avion (Spars, Ribs, Skins et Stringers). La base de données de l'étude a été constituée de 150 éléments (x_i, y_i) pour chacun des composants. Le x_i représente

le vecteur des trois paramètres de pilotage du coût (largeur, hauteur et épaisseur) alors que y_i représente le coût réel de développement correspondant. En ce qui concerne le choix des paramètres du SVM, les auteurs ont opté pour la fonction de transformation kernel de type RBF (Radial Basis Function) qui est une fonction couramment utilisée pour les problèmes de régression non linéaire. Pour la détermination du paramètre γ de la fonction RBF et le taux de régularisation C ils ont appliqué l'algorithme de recherche de grille avec la méthode de cross-validation *k-fold* (Duan, Keerthi, & Poo, 2003). Les valeurs sélectionnées de γ et de C sont fournies par le [tableau 1.3](#).

Les résultats ont été comparés avec ceux d'un réseau de neurones MLP à trois couches entraînées avec l'algorithme Back-propagation. Le MAPE (Mean Absolute Percentage Error) et le MSE (Mean Square Error) ont été utilisés comme critères de comparaison. Le nombre de neurones dans la couche cachée a été déterminé par essai et erreur. Pourtant, aucune indication n'a été fournie sur la fonction d'activation utilisée et le taux d'apprentissage qui sont des hyperparamètres clés dans l'apprentissage des réseaux de neurones. Le [tableaux 1.3](#) présente les résultats d'entraînement du RNA et SVM alors que le [tableau 1.4](#) la comparaison des performances des deux méthodes sur la base de l'échantillon test. Comme conclusion de cette étude, la méthode SVM surpasse le modèle BPNN en termes de performances pour les quatre composantes étudiées.

Tableau 1.3 Entraînement du SVM et RNAs
Adapté de (Deng et Yeh, 2010)

Composante	Entraînement SVM				Entraînement RNA		
	Fonction kernel	C	γ	MSE	Neurones dans la couche cachée	Algorithme	MSE
Spars	RBF	213764.595	131.257	0.0009	8	LM	0.000995
Ribs		30769.573	20.786	0.0001	12		0.000994
Skins		44400.644	38.962	0.0001	9		0.000979
Stringers		15622.213	17.397	0.0003	9		0.000810

Tableau 1.4 Comparaison des performances SVM vs RNA
Adapté de (Deng et Yeh, 2010)

Composante	Performance : MSE		Performance : MAPE%	
	SVM	RNA	SVM	RNA
Spars	0.0015	0.00234	0.2754	0.38451
Ribs	0.0003	0.00342	0.0945	0.43314
Skins	0.0002	0.00460	0.1099	0.53707
Stringers	0.0021	0.00421	0.2143	0.51153

1.3.2.3 Raisonnement basé sur les cas

Le raisonnement basé sur les cas ou *Case Based Reasoning* (CBR) est l'une des techniques avancées d'apprentissage machine pour l'estimation des coûts (Ievtushenko & Hodge, 2012). En fait, cette technique utilise le principe d'auto-apprentissage pour la résolution des problèmes à travers l'accumulation de l'expérience. Le principe de base du CBR a été fourni par (Leake, 1996) et stipule que les problématiques similaires devront avoir des solutions similaires et les problèmes futurs sont susceptibles d'être similaires aux problèmes actuels. Le CBR est un processus itératif et intégratif par lequel les solutions ou les expériences antérieures sont adoptées et éventuellement adaptées. L'estimation des coûts selon la méthode CBR commence par l'identification des paramètres du nouveau couple produit/projet et la recherche d'un couple produit/projet similaire dans la base de données historiques. Les éventuelles différences seront par la suite identifiées dans le but d'apporter les ajustements requis en conséquence. Les ajustements sont déterminés en recherchant des paramètres relatifs aux différences identifiées dans d'autres projets. Le processus se déroule en plusieurs itérations jusqu'à ce que les paramètres du nouveau projet soient identiques aux paramètres identifiés sur les projets historiques ou antérieurs (Niazi, Dai, Balabani, & Seneviratne, 2006). Duverlie et Castelain (1999) et G.-H. Kim, An, et Kang (2004) ont démontré que la méthode CBR présente un ensemble d'avantages par rapport aux techniques de régression. En effet, l'algorithme de la méthode CBR est transparent et permet d'identifier clairement les sources des estimées ce qui facilite les mises à jour en cas de besoin. D'autant plus, le processus d'estimation est applicable durant les phases préliminaires du projet.

Cependant, la méthode est relativement compliquée à mettre en œuvre vu qu'elle nécessite un ensemble de techniques pour l'identification des paramètres pertinents, le retrait des informations adéquates et l'enregistrement des cas dans la base de données de telle sorte à faciliter leur identification pour d'éventuelles utilisations dans le futur. D'autant plus, la taille de la base de données doit être relativement élevée pour assurer l'efficacité de la méthode CBR. Cette technique n'est pas dans le champ d'intérêt du présent travail de recherche.

1.4 Concepts clés en développement de produits dans le secteur aérospatial

La compréhension appropriée de la dynamique des coûts ou de l'effort en développement de produits est un prérequis pour l'estimation efficace et fiable de l'effort. Cette compréhension devrait nécessairement passer par l'exploration des concepts clés qui exercent une influence sur la dynamique du coût ou de l'effort. L'article du chapitre 3 fournit plus de détail sur le processus d'identification de ces concepts. Dorénavant, la complexité, l'incertitude, la maturité des technologies, la maturité des processus et les changements d'ingénierie sont les concepts clés qui ont le plus d'influence sur l'effort en développement de produits dans le secteur aérospatial. Leur prise en compte est primordiale lors de la modélisation de l'effort. L'importance de ces concepts en développement des produits requiert un effort de recherche supplémentaire pour analyser et comprendre leurs effets sur les performances et ainsi leur rôle dans la dynamique de l'effort.

1.4.1 Complexité en développement de produits

Le développement de produits dans le secteur aérospatial se déroule au travers d'un système de processus, de ressources et d'outils très complexe. En effet, le nombre de disciplines impliquées génère un nombre excessif d'interfaces et conduit naturellement au développement de sous-systèmes interreliés ([Summers & Shah, 2010](#); [Tamaskar et al., 2014](#)). C'est ainsi que le niveau des interactions est trop élevé en développement de produits dans l'aérospatial. Selon [T. Tomiyama \(2006\)](#) et [Tetsuo Tomiyama et al. \(2007\)](#) la multidisciplinarité augmente la complexité du processus et de l'organisation du

développement de produit. Certaines pratiques telles que le développement itératif, l'ingénierie simultanée et le chevauchement des phases créent plus d'interactions durant le processus de design et apportent ainsi une autre dimension de complexité (Zhang & Bhuiyan, 2015). Les durées de développement dans le secteur aérospatial sont excessivement longues qu'il est assez courant de passer toute une décennie pour concevoir, développer et construire ou produire un système. Le grand défi avec ces durées est d'avoir la meilleure visibilité sur l'évolution de l'environnement dans lequel les systèmes vont opérer. La complexité de planifier, de gérer et de s'ajuster présente un obstacle majeur tout au long du processus de développement. Certaines décisions stratégiques telles que les engagements avec les partenaires, la gestion des ressources, le financement, la gestion des contrats deviennent problématiques et risquées et augmentent considérablement la complexité de planification et d'exécution des projets de développement dans le secteur aérospatial.

Les recherches sur la complexité représentaient toujours un champ d'intérêt pour plusieurs chercheurs dans différents domaines. Cependant, aucun consensus n'a été conclu sur la définition standard de la complexité. Toute définition dépend seulement du contexte et de la perspective portée sur elle (Manson, 2001). Selon Bosch-Rekvelde, Jongkind, Mooi, Bakker, et Verbraeck (2011) la complexité est encore traitée comme une boîte noire. Quelques tentatives avaient pour objectif de donner une définition raisonnable au concept de la complexité. ElMaraghy, H.ElMaraghy, Tomiyama, et Monostori (2012) définissent la complexité comme un système ouvert, de point de vue thermodynamique, qui implique les principes de l'entropie et des interactions non linéaires entre ses sous-systèmes ce qui peut, sous certaines conditions, générer un désordre de comportements. Edmonds (1999) considère la complexité comme la propriété d'un modèle dont il est difficile de formuler son comportement global dans un langage donné malgré la disponibilité d'informations raisonnablement complètes sur ses composantes et leurs interactions. Whitty et Maylor (2009) croient que toute définition de la complexité devrait comprendre des éléments structurels, dynamiques et d'interactions.

Les travaux de recherche qui s'intéressent à la mise en évidence des effets de la complexité sur les coûts de développement ainsi que ceux qui s'intéressent à l'identification des facteurs de complexité et leur classification sont revus dans l'article du chapitre 3. La suite de cette section présente les méthodes d'évaluation de la complexité. En effet, l'évaluation ou la mesure de la complexité est un prérequis pour son intégration dans la modélisation de l'effort. Néanmoins, le manque de standardisation à propos du concept ne facilite pas le développement d'un cadre de référence ou mesures standards pour l'évaluation de la complexité. Comme alternative, une multitude de méthodes d'évaluation ont été proposées dans la littérature.

Dans la pratique, la complexité est couramment évaluée d'une manière intuitive ou à travers l'expérience ([Bosch-Rekvelde et al., 2011](#)). Pour ce qui concerne les méthodes d'évaluation de la complexité du projet, on peut identifier trois principales orientations ou approches dans la littérature ([Vidal, Marle, & Bocquet, 2011a](#)). La première concerne la complexité du calcul associée aux enjeux du projet tels que la planification et l'ordonnancement. La deuxième utilise la modélisation graphique ou la théorie des graphes pour évaluer la complexité et la dernière utilise les mesures holistiques telles que l'entropie de Shannon liée à la théorie de l'information. Selon [Summers et Shah \(2010\)](#) toute cadre ou structure pour mesurer cette complexité devrait comprendre trois familles d'indicateurs : taille, couplage et solvabilité. La famille des indicateurs liés à la taille regroupe les indicateurs pour mesurer ou refléter la taille du projet tels que le nombre de spécifications et exigences, la quantité d'information à gérer, le nombre d'intervenants, le nombre de composantes, le nombre de fonctions, etc. La famille des indicateurs de couplage permet d'illustrer les interactions entre les éléments du projet telles que le degré de chevauchement des phases, le taux d'interactions entre les disciplines, l'intégration des technologies, etc. La dernière famille, liée à la solvabilité, regroupe les indicateurs capables de mesurer la probabilité ou le potentiel des produits ou fonctions développées à satisfaire les exigences. La sévérité et ambiguïté des spécifications est un exemple d'indicateur de solvabilité. Plusieurs façons pour mesurer de la complexité ont été retrouvées dans la littérature, notamment sous forme d'indicateurs de complexité. Les suivants sont des exemples de ces mesures.

Bashir et Thomson ont utilisé deux indicateurs de mesure de la complexité dans leurs modèles d'estimation de l'effort. Le premier nommé complexité du produit (PC : Product Complexity) et mesuré en utilisant la décomposition hiérarchique des fonctions du produit comme indiqué par l'équation 1.1.

$$PC = \sum_{j=1}^K F_j \times j \quad (1.1)$$

K est le nombre de niveaux dans la décomposition hiérarchique et F_j est le nombre des fonctions dans le niveau j. Le deuxième indicateur de complexité utilisé est la sévérité des exigences (*SR : Severity of Requirements*) qui a été mesuré subjectivement selon une échelle à trois niveaux (1 : facile ; 2 : difficile; 3 : extrêmement difficile). Selon la nature de ces deux indicateurs, on remarque que le SR est un indicateur de solvabilité alors que le PC est un indicateur lié à la taille.

Le coefficient de complexité du réseau CNC (*Coefficient of Network Complexity*) a été utilisé par Kaimann (1974) pour une application potentielle dans les réseaux PERT. Il est mesuré par le carré du ratio des activités par rapport aux événements (Vidal et al., 2011a). Le CNC est indicateur de couplage qui reflète la complexité organisationnelle.

L'indicateur le plus célèbre en mesure de la complexité est probablement l'indicateur de l'entropie statique basé sur la théorie de l'information tel que défini par Shannon (1951). En développement de produits cet indicateur pourrait être définie par l'équation 1.2.

$$Sha = - \log_2(p(f_i)) \quad (1.2)$$

$P(f_i)$ est la probabilité du succès pour respecter les exigences fonctionnelles de la fonction f_i .

1.4.2 Incertitude en développement de produits

Le concept d'incertitude est fortement lié à la complexité en développement des produits dans la littérature (Ameri, Summers, Mocko, & Porter, 2008; Bosch-Rekvelde et al., 2011; ElMaraghy et al., 2012; Geraldi, Maylor, & Williams, 2011; Padalkar & Gopinath, 2016). En effet, la complexité du projet est souvent considérée comme étant causée par l'incertitude (Chapman, 2016; Pich, Loch, & Meyer, 2002; Summers & Shah, 2003). T. Williams (2002) présume que l'incertitude devrait être considérée comme une dimension de la complexité du projet. Plusieurs travaux de recherche ont illustré le lien causal entre l'incertitude et la complexité ainsi que les effets potentiels de l'incertitude sur les performances du projet, notamment sur les coûts. Ces travaux sont revus dans l'article du chapitre 3.

L'évaluation ou la mesure de l'incertitude est un prérequis pour son intégration dans la modélisation de l'effort. Cependant, le manque d'une définition standard de l'incertitude implique le manque de méthodes standards pour la mesurer ou l'évaluer. Selon la théorie de l'information, l'incertitude est liée à l'indisponibilité de l'information parfaite (Tatikonda & Rosenthal, 2000). Ce projet de recherche adopte plutôt la définition de la théorie de décision telle que fournie par (Knight, 1964) et qui considère l'incertitude comme une condition de l'environnement du décideur telle qu'il lui est impossible d'attribuer des probabilités aux résultats possibles d'un événement. Cette définition ne contredit pas celle de la théorie de l'information. Les perceptions des deux théories à propos de l'incertitude sont plutôt complémentaires.

L'utilisation des sources d'incertitude comme un proxy pour l'évaluation du niveau d'incertitude est une pratique courante, surtout en innovation des produits (Jiyao Chen, 2005). En développement de produits, on peut identifier trois principales orientations dans la littérature pour mesurer ou évaluer l'incertitude. La différence entre les trois orientations provient des différentes définitions et perceptions sur l'incertitude elle-même. En effet, ceux qui considèrent l'incertitude comme un concept abstrait et incompréhensible utilisent des indicateurs subjectifs pour l'évaluation (Atkinson, Crawford, & Ward, 2006) tels que le

niveau d'incertitude (bas, moyen, haut) ou à travers une évaluation des sources et dimensions d'incertitude selon des échelles et critères prédéterminés. Ceux qui confondent encore l'incertitude avec le risque utilisent l'approche probabiliste pour l'évaluation (Yao, Chen, Luo, Tooren, & Guo, 2011). Finalement ceux qui optent pour la théorie de l'information pour définir l'incertitude utilisent des indicateurs liés au manque de l'information complète comme mesure (Bhuiyan & Thomson, 2010; Knight, 1964; Melander & Tell, 2014; Nowotny, Scott, & Gibbons, 2001; Oh, Yang, & Lee, 2012; Perminova, Gustafsson, & Wikstrom, 2008; Stockstrom & Herstatt, 2008). Concrètement, ce dernier type d'indicateur reflète la différence entre l'information disponible et l'information requise ou l'information parfaite pour compléter les activités du projet. Cette perception de mesure de l'incertitude est compatible avec le processus de développement de nouveaux produits qui, pour certains auteurs (Zhang & Bhuiyan, 2015), est considéré comme un processus de traitement de l'information. En effet, chaque activité du processus de développement peut être considérée comme une unité de traitement de l'information. Le présent travail de recherche propose une nouvelle méthode d'évaluation de l'incertitude en fonction des événements surprises qui est cohérente avec la théorie de décision. Le détail de cette méthode est fourni dans l'article du chapitre 4.

1.4.3 Les changements d'ingénierie et l'estimation de l'effort

Les changements d'ingénierie sont considérés parmi les principaux générateurs des dépassements des coûts. En effets, pour certains projets, ces changement peuvent consommer de 30% à 50% de la capacité (Karthik & Janardhan, 2016; Lindermann & Reichwald, 1998). Selon (Huang, Yee, & Mak, 2003), ils représentent de 20% à 50% des coûts et se considèrent parmi les premiers générateurs directs des dépassements des coûts. Les sources des changements d'ingénierie peuvent être externes ou internes. Les principales sources externes sont les changements des spécifications clients, l'évolution des technologies, les changements des normes et lois ou tous autres changements dans l'environnement externe qui peut influencer les attentes des clients ou créer des contraintes qui nécessitent des changements d'ingénierie. Les sources internes sont liées principalement soit, aux actions

volontaires d'amélioration ou aux actions imposées suite aux erreurs de design. La gestion efficace des changements à travers un processus mature joue un rôle clé dans l'atténuation des effets des changements sur les dépassements des coûts.

L'objectif du processus de gestion des changements d'ingénierie est de faire face aux changements survenus durant le développement des produits afin de contrôler l'occurrence et réduire les impacts sur les dépassements des coûts et délais (Karthik & Janardhan, 2016). Selon Riviere, DaCunha, et Tollenaere (2003) l'inefficience de ce processus et son manque de réactivité impact les performances du produit, génère des délais supplémentaires et augmente les coûts de développement. McIntosh (1995) affirme que les changements d'ingénierie surviennent dans le but d'améliorer le système et peuvent contrôler environ 70% à 80% du coût des produits. La propagation du changement est un phénomène connu par lequel un changement peut déclencher d'autres changements d'une manière simultanée ou successive (Eckert, Clarkson, & Zanker, 2004), notamment lorsque les interactions entre les sous-systèmes et disciplines impliquées sont élevées, tel est le cas de l'industrie aérospatiale.

Ainsi, les performances et la maturité du processus de gestion du changement sont des éléments déterminants dans la dynamique des coûts en développement de produits, particulièrement dans le secteur aérospatial. Les performances de ce processus dépendent également des méthodes, des techniques, des processus et des stratégies de développement qui devront supporter ou du moins être compatible avec ce processus (Fricke, Gebhard, Negele, & Igenbergs, 2000).

Pour réussir l'intégration des effets des changements d'ingénierie sur la modélisation de l'effort, il faut naturellement identifier le ou les paramètres qui pourront refléter ces effets. Ces paramètres devront normalement être liés aux performances du processus de gestion des changements d'ingénierie. Néanmoins, ce processus est difficile à contrôler, notamment à cause du manque d'indicateurs pertinents dans la littérature pour mesurer ses performances (Riviere et al., 2003). Pratiquement, les performances des processus sont évaluées à l'aide des indicateurs qui mesurent les paramètres de fonctionnement du processus. Les

performances d'un processus peuvent également être évaluées à l'aide de son niveau de maturité. D'une manière générale, les indicateurs de performance sont de deux nature, indicateurs de résultats (*Lagging indicator*) et indicateur de prédiction (*Leading indicators*). Ces derniers ont une perspective proactive pour prédire les performances. De ce fait, les indicateurs qui peuvent être utilisés comme paramètres de modélisation de l'effort devront être plutôt de nature proactive. Le tableau 1.5 résume les principaux indicateurs permettant d'évaluer les performances du processus de gestion des changements d'ingénierie.

Tableau 1.5 Indicateurs pour évaluer les performances du processus de gestion des changements d'ingénierie
Source : (Riviere et al., 2003)

Indicateur	Définition
Nombre relatif des changements	Représente le nombre des changements d'ingénierie par rapport au nombre des dessins d'ingénierie ou nombre des spécifications techniques et mesure l'ampleur des changements par rapport à l'effort de développement
Coûts relatifs des changements	Mesuré par le ratio des coûts des changements par rapport aux coûts du projet, il donne une idée éclairée sur les coûts relatifs des changements par rapport à l'effort d'ingénierie.
Capacité de détection	Reflète la capacité du processus de gestion des changements à détecter et implanter les changements requis très tôt dans le processus de développement. Il est mesuré par le pourcentage des changements détectés à chaque phase ou étape du développement.
Coût d'attente	Représente les coûts générés entre la détection du besoin en changement, concrétisé en général par une réquisition du changement, et le lancement du changement ou début de traitement. Il reflète la réactivité du processus de gestion des changements.
Ratio du coût réel du changement	Mesuré par le coût réel généré par le changement par rapport au coût planifié pour le changement. Cet indicateur évalue la capacité du processus à respecter les coûts et budgets planifiés pour le changement et reflète ainsi l'efficacité de ce processus.
Maturité du processus	Reflète le degré ou le niveau de la maîtrise du processus et sa capacité à reproduire les mêmes performances dans le temps

L'utilisation des indicateurs de performance du processus de gestion des changements pour la modélisation de l'effort est une option difficilement réalisable. En effet, pour refléter d'une manière fiable l'effet des performances du processus de gestion des changements d'ingénierie sur l'effort, plusieurs indicateurs sont requis. Or, l'un des enjeux majeurs dans la modélisation de l'effort est le nombre de paramètres à utiliser. Plus le nombre de paramètres est élevé, plus le nombre de données requises est élevé et plus l'algorithme de résolution sera

compliqué. Ainsi, Il serait plus adéquat de limiter le plus possible le nombre de paramètres, idéalement, en déterminant un seul indicateur qui pourrait synthétiser les effets du processus de gestion des changements sur l'effort. L'une des alternatives est d'utiliser le dernier indicateur dans le tableau 1.5 qui est le niveau de maturité du process. Plusieurs modèles permettent d'évaluer le niveau de maturité du processus, le plus populaire est le modèle CMMI (Capability Maturity Model Integration) développé par le Software Engineering Institute (SEI).

1.4.4 La maturité du processus de développement des produits

L'idée des modèles de maturité en développement de produits est inspirée des travaux de [Crosby \(1979\)](#) qui considérait que les activités liées à la gestion de la qualité sont subjectives est difficiles à mesurer. Pour cette raison, il a développé un modèle pour évaluer la maturité de la gestion de la qualité qui est fondé sur cinq étapes : l'incertitude, l'éveil, la clarification, la sagesse et la certitude. En développement de produits, le premier modèle de maturité CMM (Capability Maturity Model) a été développé par le *Software Engineering Institute* (SEI) pour évaluer la maturité des processus de développement des logiciels chez la DoD ([Dooley, Subra, & Anderson, 2001](#)). Le gain en popularité de ce modèle a motivé le développement d'un autre modèle destiné au développement matériels avant que les deux modèles ne soient fusionnés en un seul modèle nommé CMMI (*Capability Maturity Model Integration*). Ce dernier est devenu rapidement la référence principale en maturité des processus en ingénierie des systèmes. Le modèle comprend 5 niveaux de maturité tel que décrit par [l'annexe V](#).

Le succès du modèle CMMI a inspiré les professionnels et spécialistes d'autres domaines et secteurs à développer des modèles de maturité personnalisés tels que le modèle P3M3 (Portfolio Program & Project Management Maturity Model) basé sur le référentiel PRINCE2, le OPM3 (Organizational Project Management Maturity Model) élaboré par le PMI (Project Management Institute), le modèle de [Kerzner \(2019\)](#) et le modèle de [Ibbs et Kwak \(2000\)](#).

En général, l'évaluation des niveaux de maturité se fait par le biais d'experts externes moyennant un certificat d'accréditation.

Plusieurs recherches et études de cas ont démontré la forte corrélation entre la maturité du processus de développement de produits (DP) et les performances en développement, surtout les coûts, les délais et la qualité. [Clark \(2000\)](#) a étudié les répercussions liées à la mise en place d'un modèle de maturité sur la réduction de l'effort en développement des produits. La recherche a été réalisée sous forme d'une étude de cas sur plusieurs compagnies et a démontré que les entreprises qui étaient capables d'améliorer la maturité de leurs processus avaient réussi à réduire l'effort en développement des produits. Selon l'étude, une amélioration de la maturité d'un seul niveau résulte en une réduction de l'effort de 10% à 32%. [Jiang, Klein, Hwang, Huang, et Hung \(2004\)](#) ont également analysé l'effet de la maturité du process DP sur les performances. Les résultats ont démontré que l'engagement dans une approche de gestion du processus basée sur un modèle de maturité avait un effet positif sur les performances du projet de développement. Le degré de l'effet dépend du niveau de maturité atteint par le processus DP. [Dooley et al. \(2001\)](#) ont réalisé une enquête impliquant 39 programmes de développement de produits dans le but d'évaluer si l'augmentation du niveau de maturité du processus DP devrait mener à des performances meilleures en termes des coûts et délais. Les résultats de l'enquête confirment la relation positive entre la maturité et le succès du projet reflété par le respect des coûts et délais. Le COCOMO II qui est le modèle d'estimation de l'effort le plus populaire en développement des logiciels utilise la maturité du processus comme facteur d'échelle ce qui met en évidence la corrélation entre le niveau de maturité du processus DP et les coûts ou l'effort. [Alyahya, Ahmad, et Lee \(2009\)](#) ont comparé les résultats de l'estimation du modèle COCOMO qui utilise le niveau de maturité comme facteur d'échelle avec le modèle générique du COCOMO n'utilisant pas ce facteur. L'analyse a été réalisée sur 40 projets dont les niveaux de maturité varient de 1 à 4 et a démontré que la précision de l'estimation est nettement meilleure en intégrant le niveau de maturité comme facteur de pilotage.

Ces travaux de recherche illustrent clairement le rôle de la maturité du processus dans la dynamique des coûts en développement de produits et la nécessité d'intégrer ce facteur dans la modélisation de l'effort pour améliorer la précision de l'estimation. Il est ainsi nécessaire de comprendre les modèles de maturité et les critères utilisés pour évaluer le niveau de maturité du processus DP.

1.4.5 Maturité des technologies

La maturité des technologies est un concept très présent dans le développement des produits de nature technologique. Dans les secteurs caractérisés par l'évolution rapide des technologies et l'innovation tels que le secteur aérospatial, automobile et électronique, l'effet de ce concept devient déterminant dans le succès des projets de développement. La maturité des technologies est indissociable de l'échelle TRL (Technology Readiness Level) décrit dans [l'annexe VI](#). Cette échelle a été développée initialement par la NASA durant les années 70s dans le but d'évaluer les technologies et leur maturité selon certains critères. Elle est devenue plus tard une référence dans l'évaluation des technologies surtout en phase de développement des produits.

Plusieurs recherches ont démontré la forte corrélation entre la maturité des technologies et les coûts ou l'effort requis en développement des produits, surtout dans le secteur aérospatial. [Smoker et Sean \(2007\)](#) ont développé une méthodologie pour anticiper les dépassements des coûts dans les projets de développement de la NASA, du DoD et de l'armée de l'air en se basant sur l'évolution du niveau de maturité des technologies selon l'échelle TRL. L'objectif de l'étude était d'analyser le taux du dépassement des coûts en fonction du niveau TRL au début et à la fin du développement afin de confirmer le lien et déterminer la relation qui lie les TRLs à l'augmentation des coûts. [Malone, Smoker, Apgar, et Wolfarth \(2011\)](#) ont proposé des techniques d'ajustement des coûts de développement dans le secteur spatial qui sont basées sur des métriques liées au TRL. L'étude utilise un facteur de correction des estimées qui est déterminé en fonction du TRL et des données historiques sur les coûts de développement. L'objectif était d'illustrer comment le TRL peut améliorer l'estimation des

coûts dans le secteur aérospatial. Plusieurs autres auteurs ont proposé des modèles d'estimation des coûts et délais des projets de développement qui utilisent le TRL comme paramètre de modélisation ([Adoko, Mazzuchi, & Sarkani, 2015](#); [Alexander, 2018](#); [Conrow, 2011](#); [Dubos & Saleh, 2011](#); [Dubos, Saleh, & Braun, 2008](#); [El-Khoury & Kenley, 2014](#); [Malone et al., 2011](#); [Malone & Wolfarth, 2013](#); [Smoker & Sean, 2007](#)).

Outre les modèles d'estimation dans la littérature, certains outils d'ordre commercial, destiné à l'estimation des coûts dans secteur aérospatial ont également intégré le TRL directement ou indirectement dans leurs modèles. Par exemple, la compagnie PRICE, propriétaire du modèle PRICE-H, a fourni des directives pour l'ajustement des paramètres d'entrée de son modèle afin de refléter le TRL des technologies dans la modélisation des coûts. Ces directives ont été concrétisées dans l'article de journal intitulé "*TRL and PRICE Values for New Design and Engineering Complexity*". De la même façon, Galorath's SEER-H a développé des directives sur les paramètres d'entrée qu'il faut ajuster sur son modèle d'estimation des coûts lorsque le TRL est supérieur à 6. Le modèle NICM (NASA Instrument Cost Model) inclut déjà le TRL comme variable d'entrée ce qui permet à l'estimateur de considérer le facteur de maturité des technologies. La présence du TRL comme paramètre de modélisation dans plusieurs modèles et outils d'estimation des coûts témoigne de son importance dans la dynamique de l'effort.

Malgré cet intérêt pour le TRL dans l'estimation des coûts, [Fernandez \(2010\)](#) croit qu'il n'est pas encore intégré adéquatement dans la modélisation du coût et délais dans le sens qu'il n'est pas suffisamment populaire et l'étendue de son utilisation ne reflète pas son importance. En effet, plusieurs modèles d'estimation de l'effort et des coûts négligent la maturité des technologies comme paramètres de modélisation. La raison derrière cette négligence est liée au fait que ces modèles partent de l'hypothèse que les processus de développement devront démarrer avec des technologies ayant déjà atteint un niveau minimal de maturité pour ne pas perturber l'avancement du projet. Ce niveau requis est aux alentours du TRL6 selon [Malone et al. \(2011\)](#). Le TRL6 est également recommandé par la NASA et le GAO ([GAO, 2011](#)) pour éviter les dépassements excessifs des coûts et délais. Cependant, cette hypothèse est loin d'être respectée dans la réalité. Une autre raison qui peut justifier l'absence du concept de

maturité dans les modèles d'estimation est le manque des ressources et/ou des compétences requises pour évaluer le niveau de maturité.

1.5 Conclusion

Ce chapitre a passé en revue les principales approches, techniques et modèles d'estimation de l'effort en développement de produits. Il a également présenté les concepts jugés pertinents pour la modélisation de l'effort dans le but mettre en évidence leur rôle déterminant dans la dynamique des coûts et la modélisation de l'effort. Plusieurs conclusions peuvent être tirées de ce survol de la littérature et sont résumées comme suit :

- Les modèles paramétriques sont très populaires dans tous les secteurs d'activité;
- Les modèles d'apprentissage machine, bien qu'ils soient moins populaires que les modèles paramétriques, s'avèrent plus efficaces pour modéliser des relations complexes entre les variables d'entrée et de sortie ([Maschio & Schiozer, 2014](#)).
- L'approche "*Top-Down*" s'avère plus adaptée aux projets de développement complexes, tel est le cas du secteur aéronautique ;
- La tendance dans la littérature est vers le développement de modèles personnalisés par secteur d'activité qui s'avèrent plus fiables que les modèles génériques ;
- La complexité est un facteur de pilotage primordial, mais insuffisant, dans les modèles d'estimation de l'effort ;
- Le nombre de travaux de recherche qui se sont intéressés aux modèles personnalisés pour l'estimation de l'effort en développement dans le secteur aérospatial est encore faible en comparaison avec d'autres secteurs d'activité.

CHAPITRE 2

DÉMARCHES DE RECHERCHE

2.1 Introduction

À la vue du chapitre précédent, il s'avère que les techniques actuelles d'estimation de l'effort en développement de produits, notamment celle basées sur les techniques de régression, ne sont pas assez fiables pour assurer la précision requise dans le secteur aérospatial. En effet, les projets de développement de produits dans ce secteur continuent d'enregistrer des dépassements remarquables des coûts et délais. Selon [Keller et al. \(2014\)](#) les projets aérospatiaux du gouvernement américain ont un dépassement moyen de 45%. Ce fait a été confirmé grâce à une enquête réalisée auprès de 29 experts en développement de produits dans le secteur aérospatial (voir le questionnaire de l'enquête en [annexe VII](#)). Le [GAO \(2011\)](#) relie ces dépassements aux défaillances des techniques d'estimation actuelles. Ainsi, l'un des principaux objectifs de ce travail de recherche est le développement de(s) nouveau(x) modèle(s) d'estimation de l'effort capable(s) d'assurer une précision meilleure des estimées. L'objectif ultime est de pouvoir contrôler les dépassements des coûts. Pour atteindre ces objectifs, les démarches de recherche ont été planifiées sur trois phases principales précédées par une phase préliminaire de diagnostic. Les activités de recherche ont été également organisées selon le processus de recherche de science de la conception.

2.2 Démarches et phases du projet de recherche

Les démarches du projet de recherche ont respecté les étapes du processus de science de la conception tel que proposé par [Vaishnavi et Kuechler \(2015\)](#). La science de la conception offre un cadre de référence pour la recherche scientifique et vise à développer des artefacts et de nouvelles connaissances pour résoudre des problèmes spécifiques ([Dresch et al., 2015](#)). Les démarches de recherche basées sur la science de la conception permettront donc d'approcher et de résoudre des problématiques industrielles par la recherche scientifique. Concrètement, elles permettent de développer de nouveaux systèmes, méthodes ou outils, ou

d'en améliorer des existant afin de répondre à une problématique donnée. La figure 2.1 présente les 5 étapes du processus de science de la conception : étape de prise de conscience, étape de suggestion, étape de développement, étape d'évaluation et étape de conclusion.

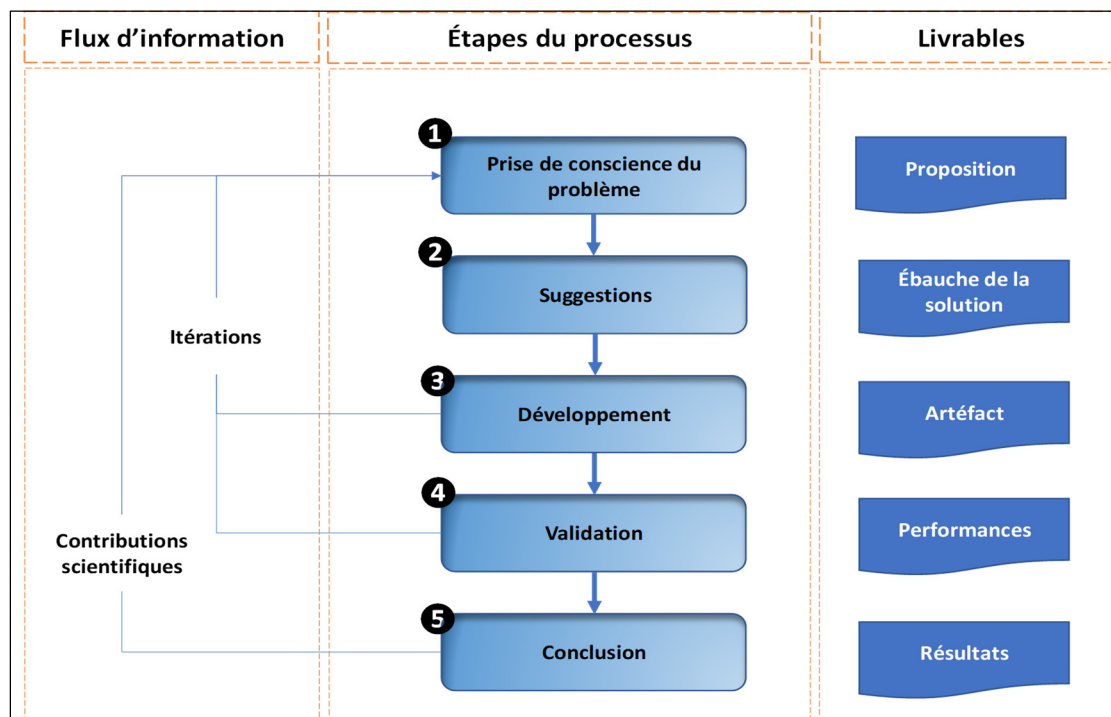


Figure 2.1 Étapes du processus de science de la conception
(Adapté de [Vaishnavi et Kuechler, 2015](#))

Le projet de recherche a été organisé en trois phases principales précédées par une phase préliminaire de diagnostic et de compréhension de la problématique. Cette phase de diagnostic a permis d'identifier des enjeux majeurs à adresser par le projet de recherche ainsi que les livrables à développer pour l'atteinte des objectifs. Les phases du projet de recherche ne contredisent pas les étapes du processus de la science de conception. Ainsi, les étapes 1 et 2 de ce processus sont réalisées durant la phase préliminaire dans le but de mieux comprendre la problématique de recherche et surtout pour identifier les principaux livrables et contributions. Les étapes 3, 4 et 5 sont répétées pour chacune des phases 1, 2 et 3. En effet, des résultats et livrables intermédiaires sont prévus à la fin de chaque phase.

Les trois principaux livrables de chaque phase constituent les contributions majeures du projet de recherche et ont été concrétisés sous forme d'articles scientifiques publiés ou soumis pour publication dans des journaux de grande renommée. Ces trois livrables sont liés à l'atteinte de l'objectif principal et ultime du projet de recherche qui est l'estimation de l'effort et le contrôle du dépassement des coûts de développement de produits dans le secteur aérospatial. Le [tableau 2.1](#) résume l'application du processus de science de la conception aux différentes phases du projet de recherche. Il présente les moyens, les méthodes et les livrables et/ou résultats attendus à chaque étape de ce processus. Le détail des méthodologies de recherche utilisées pour la réalisation de chaque livrable est fourni dans l'article de journal correspondant.

Tableau 2.1 Livrables et méthodes à chaque étape du processus de science de la conception

Étapes	Sous-étapes	Méthodes/Moyens	Livrables
Prise de conscience du problème	Identification de la problématique et des questions de recherche	Revue de la littérature	Définition de la Problématique et des questions de recherche
	Identification des besoins de l'industrie	Entrevues non-dirigées avec les experts de l'industrie	
Suggestion	-Contexte de l'industrie -Enjeux majeurs et contraintes liées à la problématique de recherche -Identification des contributions et livrables	Revue de la littérature Rencontres avec l'entreprise partenaire sous forme d'entrevues non-dirigées	Proposition de recherche
Développement	Artéfact 1 : Cadre de référence pour les facteurs de pilotage de l'effort		
	Identification des facteurs potentiels	Revue de la littérature Étude de cas (Analyse de données, entrevues semi-dirigées, workshops).	Liste préliminaire des facteurs de pilotage de l'effort
	Classification des facteurs potentiels et identification des concepts clés	Revue de la littérature Analyse des données Analyse de terminologies	Cadre de référence préliminaire pour les facteurs de pilotage de l'effort
	Priorisation des facteurs et développement du cadre de référence	Enquête (Questionnaire), Analyse de données (analyse de correspondance).	Cadre de référence final pour les facteurs de pilotage de l'effort

Tableau 2.1 (Suite) Livrables et méthodes à chaque étape du processus de science de la conception

Étapes	Sous-étapes	Méthodes/Moyens	Livrables
Développement	Artéfact 2 : Modèles d'estimation de l'effort de développement		
	Identification des approches et techniques appropriées	Revue de la littérature	Alternatives des techniques prometteuses d'estimation de l'effort
	Sélection des facteurs de pilotage	Revue de la littérature Entrevues non dirigées	Liste des facteurs de pilotage de l'effort
	Modélisation de l'effort	Apprentissage machine Régression	Modèles retenus pour l'estimation de l'effort
	Choix des paramètres entraînement des modèles	Matlab R2020a Données industrielles	Modèles entraînés, configurés et prêts pour l'estimation sur de nouveaux projet
	Artéfact 3 : modèles d'estimation des dépassements des coûts		
	Identification des approches et techniques appropriées	Revue de la littérature	Alternatives des techniques prometteuses d'estimation
	Sélection des facteurs de pilotage	Rapports GAO Revue de la littérature	Facteur de pilotage des dépassements des coûts
	Modélisation des dépassements des coûts	Apprentissage machine	Modèles retenus pour l'estimation des dépassements
	Choix des paramètres et entraînement des modèles	Matlab R2020a Données GAO	Modèles entraînés, configurés et prêts pour l'estimation sur de nouveaux projet
Évaluation	Évaluation du cadre de référence des facteurs de pilotage	Questionnaire	Pertinence des facteurs reflétée par leur niveau de criticité issue des résultats du questionnaire
	Évaluation des performances des modèles d'estimation Évaluation qualitative des différents modèles	Mesure des performances des modèles Comparaison qualitative des différents modèles	Choix des modèles d'estimation appropriés selon la mesure des performances et selon des critères qualitatifs
Conclusion	Contributions scientifiques et économiques liées aux résultats de la recherche	Diffusion des résultats de recherche	Publication et soumission de trois articles de journaux sur les trois artéfacts du projet de recherche (voir tableau 0.1).

Initialement, l'objectif du projet de recherche était de développer un modèle d'estimation de l'effort en développement de produits qui permettrait d'assurer des estimées plus précises que les modèles conventionnels basés sur les techniques de régression. Cet objectif découle des besoins de l'industrie tels que déterminés par le CRIAQ (Consortium de Recherche et

d'Innovation en Aérospatiale au Québec) dans le cadre du projet Lean 501 et suivant les recommandations de la littérature et du GAO (US Government Accountability Office) qui réclament que les dépassements des coûts sont principalement causés par l'imprécision des modèles d'estimation. L'étape de diagnostic de la problématique a démontré que le niveau d'incertitude élevé dans le secteur de l'aérospatial et l'évolution rapide de l'environnement devront inévitablement affecter le degré d'exactitude des modèles d'estimation qui ne pourrait jamais atteindre le niveau requis pour prévenir les dépassements. C'est ainsi que l'approche de contrôle du dépassement des coûts basée exclusivement sur la fiabilité des modèles d'estimation devrait être remise en question. Désormais, il serait nécessaire de développer des mécanismes ou modèles complémentaires pour contrôler les dépassements des coûts après de démarrage du projet. L'étape du diagnostic a aussi démontré que la défaillance des modèles d'estimation actuels n'est pas liée seulement aux techniques et fondements statistiques utilisés par ces modèles mais aussi aux choix des paramètres d'entrée ou facteurs de pilotage du coût. En effet, aucun des modèles identifiés dans la littérature n'utilise des méthodes scientifiques ou un processus structuré pour la sélection des facteurs de pilotage. Le développement d'un nouveau cadre de référence qui identifie et structure les facteurs de pilotage en fonction de leur catégories et criticités est donc un prérequis qui devrait apporter une grande valeur ajoutée pour l'estimation de l'effort et le contrôle des dépassements. Ainsi, l'atteinte des objectifs du projet de recherche requière trois principaux livrables ou artéfacts qui représentent les résultats des travaux de recherche des trois phases du projet tel que démontré par la figure 0.1.

La section qui suit décrit les livrables du projet de recherche en introduisant les articles correspondants ainsi que leur pertinence pour le projet de recherche.

2.3 Description des livrables

Les livrables du projet de recherche ont été concrétisés sous forme d'articles scientifiques publiés ou soumis pour publication dans des journaux de renommée et représentent les résultats du travail de recherche pour les trois phases principales. Comme déjà mentionnée

précédemment, à l'issue de la phase préliminaire de diagnostic, trois différents livrables ont été jugés nécessaires pour répondre aux besoins et atteindre les objectifs du projet de recherche. Ces livrables concernent, le développement d'un cadre de référence pour les facteurs de pilotage de l'effort en développement de produits, le développement de(s) modèle(s) d'estimation de l'effort et le développement de(s) modèle(s) d'estimation des dépassements des coûts.

2.3.1 Cadre de référence pour les facteurs de pilotage de l'effort

Le développement d'un modèle d'estimation de l'effort en développement de produits requière un travail de recherche préalable pour déterminer les facteurs de pilotage selon des méthodologies scientifiques. Ainsi, l'objectif de ce livrable était de s'assurer que les facteurs de pilotage sont définis selon une démarche structurée permettant d'identifier l'ensemble des facteurs pertinents et de garantir leur adéquation avec la dynamique des coûts ou de l'effort en développement de produits dans le secteur aérospatial. L'objectif était aussi de s'assurer que les facteurs identifiés sont personnalisés pour ce secteur au lieu de se limiter aux facteurs génériques couramment utilisés dans la littérature. En effet, la revue de la littérature a démontré que les modèles d'estimation n'utilisent pas une approche holistique pour déterminer les facteurs pertinents pour la modélisation des coûts ou de l'effort. La plupart d'entre eux se limitent à des facteurs spécifiques liés aux caractéristiques du produits et utilisent entre 1 et 5 facteurs pour l'estimation. [L'annexe VIII](#) présente les différents modèles d'estimation des coûts ou de l'effort identifiés dans la littérature ainsi que l'inventaire des facteurs de pilotage qui y sont utilisés. Dans les meilleurs des cas, ces modèles se basent sur les expériences antérieures ou les avis d'experts pour déterminer les facteurs de pilotage pertinents ([Bashir & Thomson, 2000, 2004](#); [Jacome & Lapinskii, 1997](#); [A. salam & Bhuiyan, 2016](#); [A. Salam et al., 2009](#)).

L'article qui représente le premier livrable de ce travail de recherche décrit les démarches et les résultats du développement d'un nouveau cadre de référence (Framework) pour les facteurs de pilotage de l'effort qui est personnalisé pour le secteur aérospatial. Ce cadre

regroupe les facteurs de pilotage jugés critiques pour la modélisation de l'effort de développement et les classe en catégories et sous-catégories afin de faciliter la compréhension de la dynamique de l'effort (ou des coûts) en fonction des différents facteurs et concepts qui l'influencent. Le cadre de référence a été développé en se basant sur une revue extensive de la littérature et d'une analyse post-mortem des causes des dépassements des coûts enregistrés par un projet de grande envergure dans le secteur aérospatial. La revue de la littérature couvrait également les concepts clés qui ont une influence sur la dynamique des coûts dans le secteur aérospatial. L'intégration de ces concepts a permis de mieux comprendre la dynamique des coûts, d'élargir la liste des facteurs potentiels et de les structurer en catégories et sous-catégories. Les concepts concernés sont ceux qui ont des impacts majeurs sur les performances, notamment sur les coûts de développement, comme la complexité, l'incertitude, la gestion des changements et la maturité. La liste finale des facteurs de pilotage a été délimitée et validée par le biais d'une enquête impliquant 29 experts en planification et gestion des coûts dans le secteur aérospatial.

Les résultats de la recherche suggèrent qu'en plus du niveau d'incertitude, la maturité des technologies, le degré de changement dans la conception, l'ambiguïté des exigences, la décomposition fonctionnelle du produit, la sévérité des normes, le chevauchement des processus et la variété des parties prenantes clés sont les facteurs les plus critiques de pilotage de l'effort dans la catégorie "complexité" tandis que la maturité des processus, l'expérience avec les technologies, la gestion des risques, la gestion du changement, le niveau de confiance envers les fournisseurs et les compétences de l'équipe de développement sont les facteurs de pilotage critiques de la catégorie "Compétences" ou "Proficiency".

2.3.2 Modèle d'estimation de l'effort en développement de produits

La modélisation des coûts ou de l'effort est un domaine particulièrement difficile à aborder de point de vue théorique et scientifique. En effet, le sujet du coût de développement n'est pas considéré comme un domaine scientifique mais plutôt comme un attribut des décisions en développement de produits (Curran et al., 2004). C'est ainsi qu'il n'existe aucun processus

ni standard à suivre pour garantir la précision des modèles développés. En général les données historiques ou empiriques sont évaluées dans le but de déterminer le lien de causalité entre les paramètres d'entrée et l'effort. Le département de la défense (DoD) et le *Government Accountability Office* (GAO) ont fréquemment signalé que le manque de précision sur les estimations des coûts est l'une des principales causes des dépassements du coût dans les programmes d'acquisition du gouvernement (SEI, 2011). Vu l'intérêt du sujet, de nombreuses initiatives de recherche sur les modèles et les outils d'estimation des coûts et de l'effort en développement des produits ont été menées durant les trois dernières décennies. Ainsi, différentes approches et méthodologies ont été développées à cet effet. La modélisation paramétrique basée sur des techniques de régression est l'une des plus populaires. Selon Layer et al. (2002), ces méthodes paramétriques tentent d'établir une corrélation appelée CER (Cost Estimating Relation) entre l'effort et certains facteurs de pilotage nommés aussi variables indépendantes. La sélection de ces paramètres et le choix des modèles appropriés pour l'estimation ne se base sur aucun fondement théorique, c'est plutôt basé sur le principe d'essais et erreurs ou sur les avis d'experts.

Les modèles paramétriques classiques ne parviennent pas à assurer des estimations précises et fiables, en particulier dans le secteur aérospatial. En effet, le GAO (US Government Accountability Office) continue de signaler des écarts significatifs entre les coûts estimés et les coûts réels dans les projets de la NASA (National Aeronautics and Space Agency) et du DoD (Department of Defense). Il n'y a pas de consensus sur les causes d'échecs de ces modèles; Certains attribuent ces mauvaises performances à l'inadéquation des modèles eux-mêmes car ils sont incompatibles avec la dynamique du coût dans un environnement incertain et complexe alors que d'autres indiquent que les outils et les modèles sont appropriés, mais certains éléments du coût ou facteurs de pilotage clés sont manquants (Keller et al., 2014).

L'article qui représente le deuxième livrable a pour objectif de développer des modèles d'estimation susceptibles de surmonter les enjeux majeurs rencontrés avec les modèles paramétriques de régression pour l'estimation de l'effort de développement de produits en

aérospatiale. Ainsi, il utilise des facteurs de pilotage identifiés à partir du cadre de référence développé dans la phase 1 (Jaifer, Beauregard, & Bhuiyan, 2020). Ce cadre de référence regroupe les facteurs personnalisés pour le secteur aérospatial et intègre le niveau d'incertitude comme facteur clé de pilotage de l'effort. Ce dernier facteur n'a jamais été utilisé par les modèles d'estimation de l'effort ou des coûts de développement malgré son importance vitale et ses effets sur les coûts et leurs dépassements. Pour faciliter l'intégration de ce facteur dans la modélisation, une nouvelle méthode a été proposée pour évaluer le niveau d'incertitude dans les projets de développement en utilisant les événements "surprises". La notion de surprises a été évoquée dans plusieurs travaux de recherche sur les risques et incertitudes, notamment les travaux de Beauregard (2015). En se basant sur ces travaux, Tran (2017) a proposé une méthode d'identification des surprises qui utilise l'algorithme de clustering k-mean pour distinguer les surprises des risques. L'étude de cas de Tran a été réalisée sur les mêmes projets impliqués dans le présent travail de recherche pour la modélisation de l'effort. Ainsi, les résultats de cette étude ont permis d'acquérir les données nécessaires sur le nombre des surprises afin pouvoir évaluer les niveaux d'incertitude par projet. Le détail de la méthode d'évaluation de l'incertitude est fourni au chapitre 4.

Également, cet article explore une nouvelle approche de modélisation basée sur les techniques d'apprentissage machine, notamment les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les machines à vecteurs supports (SVM : Support Vector Machine). L'objectif est de juger le potentiel de ces techniques pour la modélisation et l'estimation dans les environnements complexes et incertains. La partie expérimentale de la modélisation, qui représente l'entraînement et le test des modèles d'estimation, a été réalisée à l'aide de données historiques obtenues d'un partenaire industriel. En effet, une base de données de 46 observations (ou projets de développement) sur les facteurs de pilotage et l'effort correspondant a été constituée pour des fins de modélisation.

Les résultats ont démontré que l'estimation basée sur des paramètres personnalisés à l'aide des techniques d'apprentissage machine est beaucoup plus précise que les estimations basées sur les techniques de régression. Ceci démontre que les techniques d'apprentissage machine

sont plus adaptées à la nature complexe et incertaine de l'environnement de développement de produits dans le secteur aérospatial. En effet, les interactions entre les paramètres et facteurs de pilotage des coûts dans le secteur aérospatial requièrent des techniques de modélisation avec des algorithmes plus robustes que ceux de l'estimation paramétrique classique.

2.3.3 Estimation des dépassements des coûts

Sans aucun doute, le dépassement des coûts est l'un des enjeux les plus préoccupants en développement de produits dans le secteur aérospatial. La fiabilité des estimées a été signalée comme la principale cause de ces dépassements. Malgré la diversité des approches et des modèles d'estimation des coûts, les projets de développement des produits dans l'aérospatial enregistrent toujours des dépassements de coûts très élevés.

Quelle que soit la robustesse de l'approche et du modèle d'estimation, une partie de l'incertitude serait incontrôlable par les modèles d'estimation et devrait inévitablement induire des erreurs d'estimation et générer ainsi des dépassements des coûts. Le manque d'informations et données fiables lors de démarrage du projet accentue cette problématique et empêche la réduction de l'incertitude pour assurer la précision des estimées. En effet, Les études sur les systèmes complexes et dynamiques ont démontré que l'incertitude et les surprises qui les accompagnent sont des aspects fondamentaux de la nature de ces systèmes et non seulement le résultat du manque de l'information (McDaniel & Driebe, 2005). Dans ce sens, Ratter (2013) a signalé que les expériences passées nous ont démontré que l'incertitude est une partie habituelle de notre vie quotidienne et les surprises ne sont considérées ainsi qu'à cause de notre perception linéaire et non dynamique de l'évolution des systèmes complexes. La théorie de la complexité stipule que les surprises sont inévitables car ils font partie de l'ordre naturel des systèmes complexes et ne peuvent ainsi être éliminées ou contrôlées. La science de la complexité nous a démontré qu'il y a des éléments imprévus qui ne peuvent pas être évités car ils sont naturellement dans la dynamique des systèmes. Ces éléments sont connus sous le nom de l'incertitude fondamentale (McDaniel & Driebe, 2005).

Nous remarquons que le focus sur les méthodes d'estimation pour contrôler les dépassements des coûts provient de notre désir naturel d'opérer dans un monde totalement prévisible et d'exercer le contrôle quasi-total sur les situations futures. Ceci pourrait générer une réponse inadéquate face à l'incertitude relative aux coûts de développement de produits.

Dans le souci de faire face à cet enjeu, l'article présenté dans le chapitre 5 propose une nouvelle approche qui s'avère prometteuse pour contrôler les dépassements des coûts. Cette approche se base sur l'estimation des taux de dépassements potentiels des coûts après le démarrage du projet à partir des indicateurs de performances appropriés. Ainsi, cet article a pour objectif d'évaluer la fiabilité de cette approche non encore utilisée dans la littérature. Les modèles d'estimation utilisent une base de données pour l'expérimentation (entraînement et tests) qui est composée de 61 observations (projets de développement) sur huit paramètres de modélisation. Cette base de données a été constituée en exploitant les rapports de GAO sur l'évaluation des performances des mégaprojets de la NASA et du DoD. Les résultats de la recherche ont démontré que l'utilisation des paramètres appropriés et une base de données fiable permettront d'estimer les dépassements potentiels des coûts durant les phases préliminaires du développement de produit avec un degré de précision élevé.

2.4 Approche pour collecte et analyse des données

Durant les trois phases du projet de recherche la collecte et l'analyse de données qualitatives et quantitative ont été utilisées pour appuyer les démarches de la recherche. Ainsi, différents types d'approches de recherche pour la collecte de données (approche qualitative et approche quantitative) et pour l'analyse des données (approche déductive et approche inductive) ont été utilisées. Durant la phase 1, la collecte des données sur les facteurs de pilotage et leur criticité s'est faite selon une combinaison des deux approches qualitative et quantitative. L'approche qualitative a été utilisée lors de la constitution de la liste des facteurs de pilotage pertinents alors que l'approche quantitative a été utilisée lors de l'enquête pour déterminer la criticité de ces facteurs. Pour l'analyse des données, l'approche inductive avait conduit à l'identification des concepts clés et la structuration des facteurs de pilotage selon différentes

catégories et sous-catégories. Lors des étapes 2 et 3, l'approche quantitative a été principalement utilisée pour collecter les données sur les facteurs de pilotage et l'approche déductive pour l'entraînement et le test des modèles d'estimation de l'effort.

2.5 Organisation de la thèse

La présente thèse a été organisée en six chapitres en plus de l'introduction et la conclusion. L'introduction présente le contexte du projet de recherche, la problématique, les questions de recherche, les objectifs du projet de recherche ainsi qu'un aperçu sur la méthodologie et phases de recherche. Le chapitre 1 est une revue de la littérature sur les approches, les techniques et les modèles d'estimation de l'effort ou des coûts. Cette revue de la littérature couvre également les concepts clés qui ont une influence majeure sur les coûts de développement de produits dans le secteur aérospatial. Le chapitre 2 présente les démarches poursuivies et introduit les articles de journaux développés dans le cadre du présent projet de recherche ainsi que leurs pertinences pour le projet. Les chapitre 3, 4 et 5 reflètent les principaux livrables et résultats du projet de recherche concrétisés sous forme d'articles de journaux. Ainsi, chacun de ces chapitres représente un article de journal déjà publié ou soumis pour publication dans un journal de grande renommée. Le chapitre 6 synthétise les résultats des travaux de recherche et présente les limitations et discussions à propos des démarches et méthodologies poursuivies pour l'obtention de ces résultats. La thèse se termine naturellement par une conclusion accompagnée de recommandations pour les futurs travaux de recherche.

CHAPITRE 3

NEW FRAMEWORK FOR EFFORT AND TIME DRIVERS IN AEROSPACE PRODUCT DEVELOPMENT

Rabie Jaifer ¹, Yvan Beauregard ¹, Nadia Bhuiyan ²

¹ École de Technologie Supérieure (ÉTS), Montreal (Qc), Canada

² Université Concordia, Montreal (Qc), Canada

Article publié dans « Engineering Management Journal », Juillet 2020.

3.1 Abstract

Product development projects, especially in the aerospace industry, still suffer from significant cost and schedule overruns. Many researchers and scientists focused first on processes and tools to shorten the time and reduce the cost of new product development projects. The results were far from resolving this issue. Thus, the focus was reoriented towards enhancing the accuracy of estimates. Thereby, a large number of research papers were published regarding effort and time estimation in new product development. Most of them are modeling based on the use of some specific drivers for estimation matter. However, to the best of our knowledge, there are no rules or frameworks about which drivers are relevant to use and which are not. This paper proposes a new and original framework that characterizes and organizes effort and time drivers in aerospace product development. The aim is to identify and support the understanding of most relevant drivers for aerospace product development effort and time. The framework was developed based on an extensive literature review and a post-mortem analysis of cost and time overruns of a significant product development program in the aerospace industry. The final list of the frameworks' drivers was validated and refined using a survey. Results suggested that, beside risks and uncertainty, technology maturity, degree of change in design, ambiguity of requirements, functional decomposition, severity of standards, process overlapping and variety of key

stakeholders drive effort and time as complexity drivers while processes maturity, experience with technology, risk management, change management, level of trust in suppliers and team skills drive effort and time as proficiency drivers.

Keywords: Aerospace, New product development; Effort & Time Drivers; Uncertainty; Complexity; Proficiency.

3.2 Introduction

Failure to meet planned cost and time is a common issue in new product development. Among other reasons, accuracy of estimates comes as one of the most popular. If the cost and time are estimated within a reasonable degree of accuracy, the ability to schedule, forecast, and conduct trade-offs, among others, will become much easier ([Salam & Bhuiyan, 2016](#)). Otherwise, poor estimations could even lead, in some cases, to severe difficulties due to wrong financial decisions made about engagement and partners' relationship management. Thus, one of the most important questions that confront the program manager in the planning phase of new product development is "how to get the right estimates of cost and time?" Different approaches, methods, and models were developed for this purpose.

Despite the rich literature about these models, specifically parametric ones, it is still unclear how researchers chose the right parameters or drivers for their models. In other words, how can the right drivers for estimation models be identified? It is sufficient to use only some critical drivers? Is there a broadly accepted list of potential drivers to select from? What are the different classes of drivers? As a whole, is there any framework that structures potential drivers and groups them by categories, by classes or by dimensions and then highlights how they are linked to effort or time? From the authors' point of view, there is a lack of importance given to drivers' selection as core elements in estimation models. In fact, the literature review shows that almost all research focused on parametric modeling used a few variables or drivers to predict cost and time. The choice and relevancy of these variables were, for the most part, not justified from a scientific or research point of view. In other

words, the choice was not based on a broadly recognized framework or selection criteria. Most of the models use previous experience and/or internal experts' judgment to decide which drivers or parameters will determine effort and time (Bashir & Thomson, 2000, 2004; Jacome & Lapinskii, 1997; A. salam & Bhuiyan, 2016; A. Salam et al., 2009). The process of estimating effort and time in new product development would require a new framework for potential drivers of cost and time. Such a framework should group and structure potential drivers and eventually identify their relevance for more accurate estimation results. Since the time in person-hours, also known as effort makes up the bulk of the cost for most product development projects, the effort can provide a good picture of project cost (Bashir & Thomson, 2004). For the rest of this paper, the term effort is used as a substitute for the term cost in product development.

This paper aims to develop a new framework for the potential drivers of effort and time in new product development. It notably focuses on the aerospace industry. For this purpose, the research effort started with an extensive literature review exploring drivers used by different estimation models. The interest was also focused on the key concepts involved in aerospace product development performance which in turn are related to effort and time drivers. This concerns especially concepts like complexity, uncertainty, and proficiency. As a result, the framework is structured regarding these concepts.

The framework was developed as a starting point to help in bringing consensus within the planning team about effort and time drivers in the aerospace industry. It will help both practitioners and researchers to choose the most relevant drivers for estimation purposes. The paper is structured as follows. Section 2 presents the research methodology. In Section 3 the context of product development in the aerospace industry with key concepts involved is presented. Section 4 reviews the most used drivers in estimation models through an extensive literature review and a case study from real life. The resulting framework that structures and organizes effort and time drivers in the aerospace industry is presented in Section 5. Conclusion and discussion about the framework uses are given in Section 6.

3.3 Research Methodology

To develop a new framework for effort and time drivers as mentioned before, the research was based both on theory and practice. First, an integrative literature review (Snyder, 2019) was performed with the aim to gather potential drivers of effort and time estimations. Thereby, underlying concepts related to effort and time in aerospace product development were also covered by the literature review. The objective was not to go in depth with these concepts; but rather to use them to identify more drivers and specially to define potential classes and categories of drivers. This helped developing the building blocks and structure the framework through concepts' integration.

In parallel to the literature review, an industrial case study was performed with the objective of bringing practical insight into the methodology. This case study is the first part of the fieldwork and concerns a post-mortem analysis of a five-billion-dollar new product development program in the aerospace industry. The program is composed of ten work packages (WP). Each of the WP's has its own organization and focuses on the development of a part or set of parts of the final product. The case study allowed for the identification of the main elements contributing to cost and schedule overruns which in turn lead to the identification of effort and time drivers. The objective was to identify the most relevant drivers through data analysis, semi-structured interviews, and workshops. Semi-structured interviews concerned mainly people involved in planning management, suppliers' management, change management, cost management, test, and validation. The selection of participants was based on internal experts' recommendations and elements that evolved from data analysis. Workshops involved employees within the same department or work-package but with different backgrounds and over several levels of authority. In total eleven workshops and more than fifty semi-structured interviews were conducted. Results from the case study helped complete the list of drivers found in the literature from practical insights. The results from the literature search and case study were brought together to develop the preliminary framework with a detailed list of potential drivers of effort and time.

The second part of the fieldwork aim was to evaluate the relevance or criticality of elements resulting from the literature review and case study through a survey involving twenty-nine experts from the aerospace industry. The selection criteria for participants were mainly based on their involvement in cost and time planning of new product development. The main objective of the survey was to refine the framework and highlight critical elements through a relevancy evaluation. Figure 3.1 illustrates the research methodology.

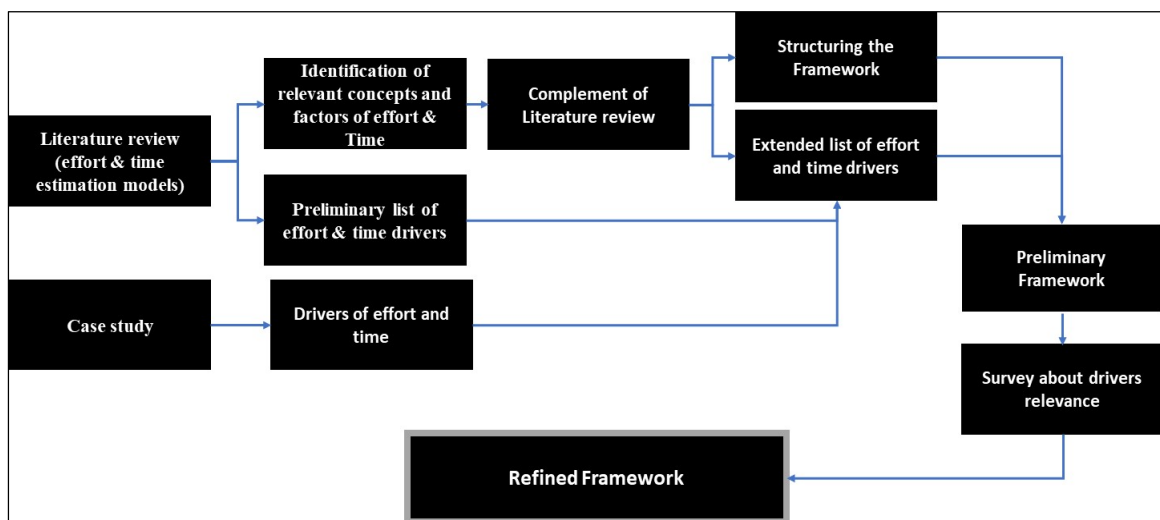


Figure 3.1 Research methodology

3.4 Overview of Product Development in the Aerospace Industry

New product development projects have vital importance in the aerospace industry. In fact, products are a means by which companies achieve their objectives in terms of revenues (Stockstrom & Herstatt, 2008). Cooper's research shows that in common industry one third of revenues should come from new products. In dynamic industries, even 100% of revenues can stem from new products (Cooper, 2001). However, the NPD project's success rate in terms of cost and time remains low. The study realized by Bounds (Bounds, 1998) showed that only 26% of new development projects respect cost and schedule. The US Government endeavor to predict cost overrun for aerospace and defense new product development resulted in a new law called the Nunn-McCurdy Act (Schwartz & O'Connor, 2016). The

main objective of this law is to set up some rules and requirements about the cost overrun and its metrics in large-scale aerospace and defense product development projects (Adoko et al., 2015). This shows clearly that cost and schedule overruns are ones of the main issues in aerospace product development. Overruns are mainly due to the extremely constrained environment and the complexity of product development in this industry. The following are examples of most influencing constraints and challenges facing aerospace companies for developing their products.

The product development environment in the aerospace industry is very particular, especially with the implication of a large number of stakeholders including in most case the government. For these reasons and regarding the nature of aerospace products, regulation and laws are very strict. Despite the diversity of stakeholders, the single customer is very common in the aerospace business model. In fact, aerospace products are in general developed for one or very specific customers. This restricted market constraint prevents aerospace companies from exploring the lever of economies of scale which should allow for the amortization of R&D cost and lead to a low-cost product unit. Unfortunately, in the aerospace industry, this is not possible and product development non-recurring costs has a great impact on the cost unit, and then on sale price, which explains the high market risk.

The competitive dynamics of the aerospace sector and the evolution of customers' requirements force most companies to continuously bring significant improvements to the performance and capabilities of their product, which leads to a fast evolution of technologies. Thus, aerospace companies seek to be at the forefront of technological innovation and develop products with next-generation technologies that they should mature during the product development cycle (Boyd, 2016). This creates technological complexity during the product development process. Product multidisciplinary and issues of technology integration intensify this complexity.

Besides technological issues, product development in the aerospace industry runs through a complex organizational system of processes, tools, and resources involving different

disciplines with many interfaces and must naturally develop interrelated subsystem (Summers & Shah, 2010; Tamaskar et al., 2014). This is why interaction levels are very high in the aerospace product development organization. Multidisciplinarity increases the complexity of the product development process and organization (T. Tomiyama, 2006; Tetsuo Tomiyama et al., 2007). Some practices like iterative development and process overlapping create more interactions during product design and bring another dimension of complexity to the product development organization (Zhang & Bhuiyan, 2015). From the time perspective, products and systems in the aerospace industry tend to get long duration to conceive, develop and build. The lifecycle differs from one system to another, but it's not uncommon for five years to even a complete decade between concept and product launch. The challenge is how to get a clear and correct understanding of the evolution of the environment in which these products will operate. The change management process plays a key role in product development to bring the required adjustments, but the efficiency of this process is a paramount factor to secure these adjustments, without losing control over product development cost.

The level and diversity of uncertainty sources are ones of the important issues that are intrinsically related to product development in the aerospace industry. In fact, development risk and uncertainty are so extreme that many companies cannot build a product without customers' co-investment and/or government risk-sharing contract (Boyd, 2016). Uncertainty is caused by a lack of sufficient information (Tatikonda & Rosenthal, 2000). From the product development perspective, it's related to the lack of information about requirements, technologies, environment, and the product in general. In the aerospace sector, uncertainty sources are highly diversified but the fast evolution of technologies and customers' requirement, the variety of stakeholders' expectations combined to the timeframe of product development project have the greatest impact on uncertainty and risk level. Many research studies confirmed the effect of uncertainty on cost and schedule in product development (Perminova et al., 2008; Stockstrom & Herstatt, 2008). Bhuiyan and Thomson (2010) reported that uncertainty is the main motivation for engineering change which in turn should result in cost and schedule overrun. According to T. M. Williams (1999), increased

uncertainty would contribute to product development complexity and then increase the chance of cost and schedule overruns.

In conclusion, uncertainty and complexity remain ones of key concepts in aerospace product development considering their effects on cost and schedule. Therefore, besides performance factors that have an obvious effect on effort and time, the concepts of complexity and uncertainty should be considered as the key cornerstones of any framework structuring effort and time drivers in aerospace product development.

3.5 Effort and time drivers from the literature review

An extensive literature review about drivers of effort (or cost) and time in new product development was the starting point of this research study. It helped identify, directly and indirectly, a nonexhaustive list covering almost all new product development effort and time drivers used in literature. The literature search methodology comprises the search terms, resources, and the search process. The search terms are naturally derived from the research objective which is the identification of relevant effort and time drivers for potential use in estimation models. The use of the Boolean OR allows the incorporation of spelling alternatives and synonyms while the use of the Boolean AND allows linking the terms. The resulting search terms are. (effort OR cost OR costs) AND (time OR schedule) AND (New Product Development OR NPD) AND (Driver OR drivers OR estimation models OR Prediction models OR parametric estimation). The literature resources or databases used are IEEE Explore, ScienceDirect, Proquest, IE Compendex, Engineering Village and Google Scholar.

A further literature review of key concepts related to effort and time in product development helped not only in completing the list but also categorizing drivers and enlightens relationships among them. The search process was conducted in three steps. In the first step, a search in each database was performed using the search terms and provides a set of potential papers about effort and time drivers in estimation models. The lists of references in

relevant papers were examined to extract more potential papers and ensure that the search covered the maximum number of studies related to effort and time drivers. The second step concerned the examination and selection of relevant papers based on two criteria: (1) studies about effort and/or time estimation models using one or more drivers; (2) studies concerning product development project preferably in the aerospace or technical sector. The third step concerned a search about key concepts emanating from the nature of the pre-identified drivers. This final step is related to one of the main value-added contributions of this research study. Indeed, as there is a perceived lack of a framework that defines the structure and categories of effort and time drivers, the aim of this step was to identify drivers' categories and then conduct an in-depth search about these categories or related concepts, while aiming for identifying more relevant effort and time drivers. The aim was also to define an initial structure for the effort and time driver's framework. Reviewed papers about these concepts should have an effort and time perspective and hopefully should help identify more drivers. The overall search process resulted in 127 papers from which 36 are related to estimation models and help directly identifying drivers of effort and time. The others helped either structuring the framework or indirectly identifying more drivers.

3.5.1 Effort and time drivers from estimation models

Notwithstanding the abundance of research works about effort and time estimation in new product development, none of the reviewed papers tried to scientifically define relevant drivers to be used, or at least formalize a process for selecting these drivers. In most cases, this is determined by internal consensus, experts' judgment or authors' judgment.

[Jacome and Lapinskii \(1997\)](#) are among those authors who interested early in developing a cost estimation model in product development. Their model was focused on electronic products design and took into account three main drivers: size, complexity, and productivity. The first driver represents the size of the product as reported by the number of transistors, the second driver considers tasks' difficulties and the third driver represents the rate (effort by

transistor) at which the task progresses. Despite the use of generic drivers for this model, their valuation was adjusted to electronic products design.

Bashir & Thomson are among the authors who are interested in cost estimation modeling for design activities. They proposed different models (Bashir & Thomson, 2000, 2001a, 2001b, 2004) over five years of research effort. Their first model for time estimation is a generic one and could be applicable for a wide range of design projects with different sizes and over different sectors. Authors reported that the choice of drivers is made from a hundred of influencing factors on different aspects of process design. After reviewing published research, the six following drivers were identified as more relevant and as major contributors to design effort variation: product complexity, technical difficulty (severity of requirements and use of new technologies), skills and experience of team members, the use of design assisted tools and finally the use of formal processes. Regarding many considerations like the characteristics of historical projects, statistical constraints and some theories concerning design projects, the choice of drivers was limited to the complexity of the product as presented by the functional structure and the severity of requirements. The second effort estimation model of Bashir & Thomson is destined especially for GE Hydro projects. For this model, the choice of drivers was based on a review of published research studies and through consulting with design managers from GE Hydro in a brainstorming session. The list of drivers was limited to the following: product functionality structure, technical difficulty versus team expertise, type of drawing and involvement of design partners. Bashir & Thomson reported that product functionality as an indicator of product complexity accounted for about 80% of the variation in project effort.

Duverlie and Castelain (1999) used product features or product physical parameters as drivers of cost in the design process. They compared the parametric modeling with base case estimation in mechanical design.

Xu and Yan (2006) developed a new model for product design time estimation using neural networks and fuzzy logic which offers the possibility of integrating more drivers than

parametric modeling. Thus, based on different models that describe the product development cycle time, more than twenty drivers were identified and classified in the following seven categories: product characteristics, design process, design conditions, design team, project complexity, information process capability, and motivation. The authors recognized the difficulty in evaluating and measuring some drivers at an earlier stage of the design process, thereby, they proposed methods for quantitative drivers' evaluation from qualitative information using the house of quality and the fuzzy logic approaches.

[Qian and Ben-Arieh \(2008\)](#) proposed a parametric cost estimation model which combines the activity-based costing (ABC) approach with the feature-based approach. The latter used basically physical characteristics of the product such as volume or mass as cost-related features or cost drivers in parametric modeling. Thus, the model identified each activity in the product development process and then defined one or more cost drivers for each activity. All drivers were in general product or tools-related features.

[Steven R. Meier \(2008\)](#) conducted a research study to ascertain the main causes of cost and schedule growth on large-scale programs of the Department of Defense. The seven following causes were reported by the author as main contributors to cost and schedule growth: immature technology, lack of corporate technology roadmap, requirement instability, ineffective acquisition strategy, inadequate system engineering, workforce issues, and unrealistic program baseline. This study highlighted some relevant cost and time drivers specific to aerospace and defense product development. It showed the importance of technology maturity and technology management and their effect on cost and schedule. It also mentioned the role of requirements management and acquisitions in cost and time performance. Thus, it's a very inspiring study for the identification of cost and time drivers in aerospace product development projects.

[A. Salam et al. \(2009\)](#) developed a design effort estimation model with a focus on the aerospace industry. The model represents a modified version of the Bashir et Thomson (2004). The authors kept the structure or the CER (Cost Estimation Relationship) of the

aforementioned model with the integration of new effort drivers. In fact, the product complexity was omitted as the model was applied to a specific type of product and then this driver was no more a variable. Based on extensive interviews and discussion with managers, designers and project engineers in the aerospace industry, the authors defined four drivers for the effort estimation model: type of design, the degree of change, concurrency, and experience of departmental personnel. The model was validated through a case study in the aerospace industry. [Salam and Bhuiyan \(2016\)](#) conducted a new research study in effort estimation for the aerospace industry. They developed and compared different Cost Estimation Relationship (CER) techniques for effort estimation, mostly linear and nonlinear regression techniques. They used the same drivers as the previous research work namely the type of design, the degree of change, concurrency and the experience of departmental personnel.

[Ashish Sharma and D.S. Kushwaha \(2012\)](#) based their research on the estimation of development and testing effort on the complexity of requirements. They judged that the complexity of requirements has a direct bearing on the required effort in product development. They suggested an overall process for the computation of a new index named the *Improved Requirement Based Complexity* (IRBC). The computation of the IRBC index uses many parameters like the functional requirement complexity, the non-functional requirement complexity, the design constraints, the interface complexity, and features' complexity. Therefore, they combined the IRBC index with the productivity and the technical complexity factor to estimate the required effort. The technical complexity factor is evaluated according to some parameters like data communication, processing complexity, configuration, transactions rules, multiples site and easiness of operations. The Sharma & Kushwaha proposal is mainly based on the complexity concept for effort estimation.

[Chwastyk and Kołosowski \(2014\)](#) proposed a one-driver model for the cost estimation in new product development. The model is based on the simple linear regression using a physical dimension of the product as the dependent variable. The authors illustrated the

results of applying the model through the case of valve development. Thus, the valve diameter was used as the independent variable.

[Adoko et al. \(2015\)](#) developed a cost overrun predictive model for complex system development like aerospace and defense systems. The aim of their research effort was to help foster a better understanding of factors that lead to cost and schedule overruns which should highlight cost and schedule drivers in aerospace and defense new product development. The main factors judged to be strongly associated to cost and schedule overrun were technology readiness level or technology maturity, system engineering process, performance, reliability, and risk level. Besides their use in cost overrun prediction, these factors should also give a clear idea about some drivers or categories of drivers in aerospace product development effort and time estimation.

[Ricardo Vargas \(2015\)](#) used neural networks and analogous estimation to determine the project budget. Variables used in his model were limited to the level of project complexity, location, baseline duration, type of contract and number of relevant stockholders. The used data covered about 500 projects in different sectors.

3.5.2 Key concepts and categorization of efforts and time drivers

This first step of the literature review allowed for the examination of 36 studies about effort/cost estimation models using from one to fifteen drivers, for a total of 115 drivers. The primary aim of this step is the inventory and categorization of drivers as well as the identification of key concepts. Thereby, a semantic analysis of drivers' terminologies and keywords was conducted using synonyms, hyponyms, and hypernyms. This allowed connecting drivers with their surrounding concepts while facilitating the identification of concepts and categories. The categorization also respected the three level coding guidelines (open coding, axial coding, and selective coding) as reported by [Strauss and Corbin \(1998\)](#). Foremost, all drivers related to product characteristics or features like dimensions, weight, etc. were renamed "product characteristics and features"; this is to avoid getting an unlimited

number of potential drivers of this nature. Likewise, drivers that reflect technical specifications related to the nature of project or sector activities were renamed "technical specifications". To draw up the final list of drivers, redundant ones were eliminated, providing a total of 58 different drivers. Therefore, terminology mapping and analysis of these drivers' keywords helped to cluster them by categories. These categories, in turn, helped to identify key concepts related to effort and time.

From the list of 58 drivers, 10 contain the terms complexity or difficulty. These drivers were then classified in the "complexity" category. Despite the fact that only two drivers contain the term "size", seven others are related to the measure of project size like the number of requirements and "number of pieces". These nine drivers were classified in the "size" category. Five of the drivers that represent risks and uncertainty were grouped in the "risk/uncertainty" category. A significant number of drivers contain terms like performance, productivity, capability, experience, expertise. This category encloses nineteen drivers that are related to the performance, capability, and ability of external and internal resources (human, tools, processes, and suppliers) to execute projects' activities. This category was firstly named performance/capability. Finally, through a careful examination of the fifteen remaining drivers, taking into consideration their meanings as intended by the authors, we concluded that they represent some product and project conditions and attributes. [Table 3.1](#) presents the result of drivers' classification.

The main concepts that could be extracted from this preliminary classification are related to the "hypernym" under which the classification is done. This concerns complexity, size, risk/uncertainty, and performance/capability. However, project conditions and attributes drivers could not be associated with a specific concept related to their terminologies. According to the analysis of their causes/effects' relationship with effort and time and taking into consideration the meaning intended by the authors, these drivers, if not managed appropriately, will increase the effort and time required to execute the project activities through the increase of complexity. Thus, these drivers are, in fact, related to the concept of complexity. The literature review about complexity should bring about most of these drivers

as complexity drivers. The category "performance/capability" was renamed "proficiency", as this is the closest concept that regroups performance, capability, productivity and skills. In fact, the business dictionary defines proficiency as "Mastery of a specific behavior or skill demonstrated by consistently superior performance, measured against established or popular standards" (<http://www.businessdictionary.com/definition/proficiency.html>).

As key concepts related to effort and time were identified, a second iteration of literature review concerning these concepts was undertaken with the aim to extract more drivers of effort and time.

Tableau 3.1 Clustering of effort and time drivers from estimation models

Complexity	Size	Risk/uncertainty	Project/product conditions & attributes	Performance/Capability
Complexity	Size	Risk level	Contract type	Project performance
Level of complexity	Number of requirements	Risk & Uncertainty	Requirements stability	Performance parameters
Product complexity	Number of pieces	Technical risk index	Degree of process novelty	Productivity
Index of product complexity	Number of relevant stakeholders	Operation risk index	Technologies readiness level (TRL)	Skills, experience and expertise of the design team
Project complexity	Team size	Market risk index	Degree of change in design	Team productivity
Material complexity	Number of components		Reusable index	Capability demonstration
Complexity of requirements	Number of new components		Design conditions	Reliability
Datum complexity	System hierarchy		Baseline duration	Use of formal process
Technical difficulty	Product structure		Type of design	Design process
R&D degree of difficulty			Workforce issues	System engineering process
			Concurrency	Information process capability
			Location	Procurement strategy
			Location variation	Motivation
			Product characteristics	Use of design tools
			Technical specifications	Experience with tools
				Experience with product
				Experience with process
				Requirements understanding
				Suppliers availability & capability

3.5.3 Effort and time drivers related to complexity factors

As reported earlier, complexity is a key concept in product development, especially in the aerospace sector. A large number of papers were published about this concept, demonstrating its evident importance. Many of these research studies focused on complexity and uncertainty effects on project cost and schedule. Unfortunately, there is a lack of consensus about a standard definition of complexity. According to [Schlindwein and Ison \(2004\)](#), research orientations about complexity are mainly divided into two scientific approaches: descriptive and perceived complexity. The first approach considers complexity as a property of the system and tries to evaluate it through some factors. The latter considers complexity as subjective since it is improperly understood through the perception of an observer. This study notably focuses on the first approach.

[Vidal and Marle \(2008\)](#) reported that complexity appears to be one of the main reasons for the unpredictability of projects. [Tatikonda and Rosenthal \(2000\)](#) claim that complexity in NPD should result in unmet specifications and budget overrun. From [T. Williams \(2002\)](#) point of view, the underestimation of project complexity is one of the main reasons for project failure in terms of cost overruns and schedule delay. [Parsons-Hann and Liu \(2005\)](#) reported that the complexity of requirements could contribute to project failures. [Caniato and Größler \(2015\)](#) illustrated the moderating effects of product complexity on new product development performance. For these reasons, we believe the complexity, through some factors, drives the effort and time in product development. Thus, for the purpose of our research study, we reviewed papers that focus on product development complexity with the hope to extract potential drivers of effort and time. We also highlighted the different classes or categories of complexity factors as determined by the literature. This helped to classify drivers and facilitate the structuring of our framework.

The research study of David [Baccarini \(1996\)](#) was among the first to review the concept of project complexity and objectively define complexity factors far from the subjective connotation of the meaning of complexity as defined by [Wozniak \(1993\)](#). According to

Baccarini two types of complexity factors are most commonly referred to in project management. That is organizational complexity factors and technological complexity factors.

Bashir and Thomson (1999) were also among the first authors who investigated the complexity factors related to design activities. Their objective was to develop metrics to measure complexity. They reported that the functional structure of the product should be the most relevant index of design complexity. According to their research study, functional structure is the main factor of complexity in product design projects.

The effort of Summers and Shah (2003) to unify complexity measurement in design activities is noteworthy. The authors classified complexity factors or complexity measures into three categories: solvability, size, and coupling. They suggested that these measures should capture different aspects of product design and then have to be kept independent. The solvability reflects how the designed product may be predicted to satisfy the design problem.

Ameri et al. (2008) investigated methods for measuring complexity in engineering design based on the valuation of size and coupling complexity. They proposed a coupling complexity measure to evaluate the decomposability of the graph-based representation of the design product. This means that the product hierarchical structure is a main factor of complexity.

Sheard and Mostashari (2010) proposed a typology of complexity in engineering systems consisting of 3 classes and six main subtypes. The typology includes three types of structural complexity (size, connectivity, and architecture) two types of dynamic complexity (short term and long term) and finally the socioeconomic complexity.

Tamaskar, Kotegawa, Neema, and DeLaurentis (2011) proposed a method for measuring the complexity of product design with a focus on aerospace systems. They determined seven aspects or classes of complexity factors to structure the framework. They judged that levels of abstraction, type of representation, size, heterogeneity of components and interactions,

network topology factors such as coupling, modes of operation and off-design interactions to be the most relevant factors for measuring complexity in aerospace product development. This framework combines structural and functional elements and addresses cross-domain interactions. Later, [Tamaskar et al. \(2014\)](#) improved the measurement method by proposing a framework for measuring the complexity of the aerospace system. Their framework focused on measures that capture size, coupling and modularity aspects.

[ElMaraghy et al. \(2012\)](#) reviewed the breadth of the complexity of the product/process design, manufacturing, and business environment. They identified related complexity factors or drivers for each category. As far as product development is concerned, product design and business environment complexity should play a key role. The number of parts, multidisciplinary, manufacturability, size/geometry, and variety were defined as complexity factors in product design while global competition, market turbulence, foresight, and supply chain dynamics were defined as business environment complexity factors.

Many researchers went in depth in examining project or product development complexity. In fact, they developed project complexity frameworks by exploring complexity factors or drivers and eventually classify them by categories. [Vidal and Marle \(2008\)](#) studied the project complexity with the purpose of identifying and modeling complexity within the field of project management in order to plan and manage better under conditions of uncertainty. Concretely they defined a new framework for project complexity by using the [Baccarini \(1996\)](#) traditional dichotomy classification of complexity factors (technological and organizational) and then combined it with their sub-classification of four classes: project size, variety, interdependencies within project system and context-dependent. A broad literature structured according to the four aspects of system thinking allowed for the identification of 70 complexity factors. The framework was then built by splitting those complexity factors according to the classification. Authors claim that with this framework, the project complexity appears as multiple aspects or multiple criteria characteristic of the project. [Vidal, Marle, and Bocquet \(2013\)](#) worked on Vidal and Marle's (2008) framework to propose a new method for project complexity measurement using the AHP process. In terms of complexity

factors, they conducted a broad survey using a five-level Likert scale to judge the relevancy of each factor. Thanks to this survey, factors have been classified regarding their relevancy; eighteen among them have been judged as most critical.

The most prominent research study that synthesizes complexity factors in new product development is probably that of [Bosch-Rekvelde et al. \(2011\)](#). The objective of this study was to develop a new framework for project complexity factors in large engineering projects. The proposed framework was developed based on a literature review and new empirical work consisting of eighteen interviews about six projects in the process engineering industry. The resulting TOE (Technical, organizational, environmental) framework brought a new element to Baccarini classical framework. In fact, it highlighted the importance of the environment as a contributor to project complexity. In total, fifty complexity factors were gathered from the literature and from interviews and then grouped according to the three predefined classes of complexity. The TOE framework consists of 15 T-elements, 21 O-elements, and 14 E-elements. Sub-classes were also defined as follows: Technical complexity (Goal, Scope, Task, Experience, and Risk), organizational complexity (Size, Resources, Project team, Trust and Risk), and environmental complexity (Stakeholders, Location, Market conditions, and Risk). The risk sub-class is present in all classes and represents the risk and uncertainty side of complexity.

3.5.4 Uncertainty in effort and time estimation

Uncertainty has been also cited as a critical factor in new product development performance especially for its effects on effort and time. As with complexity, the review of the literature confirmed the lack of a standard definition of uncertainty in project context. The PMBOK definition is a confusing one about the difference between risk and uncertainty while decision theory defines uncertainty as "condition of the environment of the decision maker such as he finds it impossible to assign any probabilities whatever to possible outcomes of an event" ([Knight, 1964](#)). Information theory qualifies uncertainty as caused by incomplete information ([Tatikonda & Rosenthal, 2000](#)). The strong correlation between uncertainty and complexity

in product development projects is obvious in the literature. In fact, uncertainty has been integrated as a dimension in many project complexity frameworks (Dunoviü, Radujkoviü, & Škreba, 2014; T. Williams, 2002; Wood & Ashton, 2010). For other frameworks it was unfortunately neglected (Austin, Newton, Steele, & Waskett, 2002; Baccarini, 1996; Malone & Wolfarth, 2013; Vidal & Marle, 2008; Vidal et al., 2013), marginalized (Tamaskar et al., 2011; Tamaskar et al., 2014), limited to market uncertainty (Kian Manaesh Rad & Sun, 2014) or confused with risk (Bosch-Rekvelde et al., 2011). From a cause-effect perspective, ElMaraghy et al. (2012) stated that a complex system is one when uncertainty exists, otherwise, the system is qualified as complicated. Bosch-Rekvelde et al. (2011) recognized the strong correlation between the concepts as increased uncertainties would contribute to project complexity. According to T. Williams (2002), uncertainty is characterized by the interdependency of elements and by this means it is a factor of complexity. Chapman (2016) considers a complex project as one which exhibits a high degree of uncertainty and unpredictability. Many other authors agree with these facts (Geraldi et al., 2011; Pich et al., 2002; Summers & Shah, 2003).

Regarding the importance of uncertainty in product development performance, many research studies interested in uncertainty effects on effort and time. From Bhuiyan and Thomson (2010) point of view, uncertainty is the main motivation for engineering change, which in turn should result in cost and schedule overrun. Perminova et al. (2008) qualified uncertainty as closely related to project performance measures: cost, time, scope and quality. They also reported that uncertainty can be regarded as one of the characteristics of the evolution; that is why managing uncertainty is one of the core elements in the firm's improved performance. Significant research works have been done to confirm the correlation between uncertainty and project performance (time and cost). According to T. Williams (2002) increased uncertainties would contribute to the project complexity and hence increase the probability of budget and schedule overruns. Stockstrom and Herstatt (2008) analyzed uncertainty in product development from a planning perspective. They tested and confirmed some hypotheses about the moderating effects of uncertainty on product development

performances. These findings from the literature obviously highlight the importance of uncertainty as a driver of product development effort and time.

3.5.5 Effort and time drivers related to proficiency

Besides the complexity category of drivers that regroups factors with a negative impact on effort and time, drivers related to proficiency were also used in the literature. This concerns those drivers that should enable or ease product development tasks and activities and have a positive impact on effort and time.

[Jacome and Lapinskii \(1997\)](#) used productivity for their estimation model of design effort in electronic product development. Other drivers were also used in estimation models like team experience and expertise ([Bashir & Thomson, 2001b](#); [A. salam & Bhuiyan, 2016](#); [A. Salam et al., 2009](#)), design team productivity ([Bazeghi, Mesa-Martinez, & Renau, 2005](#)) product development process ([Bashir & Thomson, 2001b](#); [Xu & Yan, 2006](#)), use of appropriate design tools ([ElMaraghy et al., 2012](#); [Xu & Yan, 2006](#)), suppliers experience and involvement ([Bashir & Thomson, 2004](#); [Bosch-Rekvelde et al., 2011](#)), and communication process ([Bashir & Thomson, 2000](#)). Furthermore, many research studies about complexity used some proficiency drivers as complexity factors in the sense that the lack of these factors will generate or increase complexity. Examples of these drivers are experience with technologies ([Bosch-Rekvelde et al., 2011](#)), team cooperation and communication ([Vidal & Marle, 2008](#)), clarity of goals ([T. M. Williams, 1999](#)) and goal alignment ([Baccarini, 1996](#)). The learning and knowledge management process was reported by [Rodrigues, Dharmaraj, and Rao \(2006\)](#) as crucial for product development projects with a dynamic nature such as the case for the aerospace sector. Other research studies also highlighted the importance of an effective engineering change management process ([Karthik & Janardhan, 2016](#); [Rodrigues et al., 2006](#)) along with effective configuration management ([Karthik & Janardhan, 2016](#)) and effective risk management process ([T. Williams, 2002](#)) for cost and schedule control.

3.5.6 Synthesis of effort and time drivers from literature

As a conclusion of the literature review, effort and time drivers was first classified in complexity, size, risk/uncertainty and proficiency categories. Nevertheless, according to the literature, elements of project size and uncertainty should belong to the complexity side. Indeed, those elements were first defined as separated from complexity; but the concept of complexity was quickly redefined to include both size and uncertainty (Lessard, Sakhrani, & Miller, 2014). Many research studies confirmed this fact by considering size as a complexity dimension and/or project size factors as elements of complexity (Bosch-Rekvelde et al., 2011; Chapman, 2016; Summers & Shah, 2003; Vidal & Marle, 2008; Wood & Ashton, 2010). Thereby, effort and time drivers should be classified either in complexity or in proficiency categories. This classification is supported by the finding of Beauregard (2010) studies which demonstrated that the engineering task effort is a function of the complexity from one side and the proficiency of resources executing the task from the other side. The classification is also compatible with Jacome and Lapinskii (1997) estimation model that regroups drivers of cost in complexity, size, and productivity. Budiono and Lassandy (2018) also claimed that cost estimation has a direct relationship to performance and effectiveness and used complexity index as drivers in their model of cost estimation. This means they believe performance and complexity drive the cost of product development.

3.6 Elements from the case study

The broad literature review helped identify and structure many elements of the effort and time drivers' framework. It helped define key concepts involved in effort and time estimation as well. Even with targeting publications about aerospace product development, in many cases elements gathered from the literature are not necessarily specific to this sector and might concern projects of different natures. Because of the exploratory character of this research study and the focus of this paper, the practical insight should bring some personalized elements. A case study was performed regarding a recently completed engineering program in the aerospace industry. The case company is a very large size one

(more than 1000 employees) that operates in the aeronautics sector. It develops and produces products integrating several sub-systems and components. Despite the fact that one case study will probably not allow covering all drivers of cost and schedule in aerospace, the large size of the program reviewed in the case study, its nature and the number of participants enriched the framework and brought out or at least highlighted relevant drivers concerning this industry.

The case study was conducted by a team of five researchers and two internal experts in the context of post-mortem analysis. The aim was to analyze key issues and factors that contribute to cost and schedule overruns with the objective of defining drivers of effort and time. Beside this objective, the post-mortem analysis also aimed at elaborating a lessons-learned database, identifying key issues with suppliers, and analyzing risk management process. However, these latter are out scope of this research. Different methodologies were used starting from data analysis, semi-structured interviews, workshops and an internal survey. A case study protocol was elaborated by the case study team detailing the problem in its context, the objectives, the timeframe, the data collection and management plan, analysis tools, guidelines and methodologies including undertaken measures and precautions to protect confidentiality and ensure objective achievement. The case study protocol was validated by the company board.

3.6.1 Data collection and analysis

Data collection and analysis followed a data collection plan that defines required data, data sources, data acquisition tools and templates, and statistical analysis to be done. Three levels of data were concerned by the case study: Program data, interviews and workshops' data, and internal survey data. Program data were used as inputs to guide interviews and workshops' discussions. It supported the understanding of cost and schedule overrun issues by interviewees and workshops participants. These data came from a variety of sources: SAP data management, program schedule, legal contract database, the test plan and reports, and other internal databases concerning change management and engineering change

management. Interviews and workshops' data concerned the list and hierarchy of potential cost and schedule drivers as well as all relevant comments and observations reported by participants. Survey data concerned the results of drivers' evaluation and their correlation with costs.

Semi-structured interviews

As for interviews, 54 semi-structured interviews were conducted with people from different departments and with different status: 11 product development experts, 8 supplier agents, and 35 integrators. The selection of participants was based on their role in project planning, contract management, ongoing activities supervision, change management, tests & validation or simply regarding their participation in some key events throughout the project planning and execution timeline. An invitation with request for consent was sent to potential participants that they could accept or decline. The invitation was accompanied with description of the case study objectives and context, as well as the declaration of confidentiality. Each participant received a notice at least two weeks in advance of the interview with personalized data about cost growth, changes, key events during project timeline, and appropriate data analysis results, all with a brief reminder of the case study objectives. The course of interviews followed a guideline document describing the following interview's steps: 1) explanation of case study context and expectations from the interviewee; 2) review of main data including the chronology of key events and relevant data analysis results; 3) open questions about cost and schedule growth causes or drivers; 4) closed questions about the causes of main changes and key events leading to cost and schedule growth; 5) root causes of identified causes of cost and schedule growth. This helped to identify the hierarchy of cost and schedule overruns drivers; 6) Synthesis of identified drivers and interview closure. The guideline was updated after the fifth interview to integrate interviewees and case study team members' suggestions. All team members have previous experience with interview animation in a case study context. At least two team members participated in each interview from which one is an internal expert and one is a researcher. This is to ensure that all interviewees' sayings and their meanings were correctly understood and noted in the interview transcript. This helped mitigate bias due to personal

interpretations. Any disagreement among members participating in interviews was resolved during the weekly team meeting. Transcripts were then validated by interviewees. With the support of an internal team of experts, all interviews' findings were analyzed and synthesized using the Current Reality tree (CRT) tool and Ishikawa diagram to group drivers of cost and schedule by categories and structure their hierarchy.

Workshops

Eleven workshops or focus groups (Table 3.2) were organized by work-packages (WP) to discuss and analyze key findings from interviews in order to finalize the drivers' list. The workshops were animated by an internal expert who is also a case study team member. As for interviews, workshops' participants received a notice two weeks in advance accompanied by a synthesis of interviews' results in the form of Ishikawa diagram to help animate discussions and ease the integration of new elements. The number of times each driver has been cited in interviews was used by the Workshop participants to judge its relevancy and decide on keeping or dropping it out from the final list of drivers.

Tableau 3.2 Profiles of workshop participants
Adapted from [Tran \(2017\)](#)

Work package or department	WP Director	Product development Expert	Integrator	Supplier's manager	Total
WP0	1	2	2	1	6
WP1 (1)	1	1	5	0	7
WP1 (2)	1	0	3	0	4
WP2	1	2	4	3	10
WP3 (1)	1	2	7	3	13
WP3 (2)	1	1	8	2	12
WP4	1	1	9	0	11
WP5 (1)	1	1	9	1	12
WP5 (2)	1	1	6	2	10
WP6 (1)	2	2	9	1	14
WP6 (2)	1	0	7	0	8

All decisions about dropping out irrelevant drivers, keeping relevant drivers, and adding new elements that emerge during workshops were made by consensus. Workshops also helped to

bring consensus about drivers' classification and categories determination. For most WPs a second iteration (second workshop) was necessary to reach the consensus and validate the final list of drivers. The diagram shown by Figure 3.2 presents the final list and hierarchy of cost drivers resulting from the case study in which drivers are organized using five categories of readiness level.

Internal survey

Once the final list of drivers was identified, an internal survey allowed for the valuation of drivers using a 5-level Likert scale. The objective was to confirm the correlation and show the nature of the relationship between drivers and cost. The valuation was made for each readiness level category. Drivers related to the readiness level category were used as criteria for the evaluation. The assessment of the readiness level was based on personal judgments of participants and supported by some empirical data. However, to mitigate bias due to personal perceptions, a detailed supporting document describing criteria and evaluation grid for each readiness level was given to participants to help them decide on which Likert level should be given to each readiness level. This helped standardize the valuation procedure and ensure a normalized understanding of readiness levels' definitions.

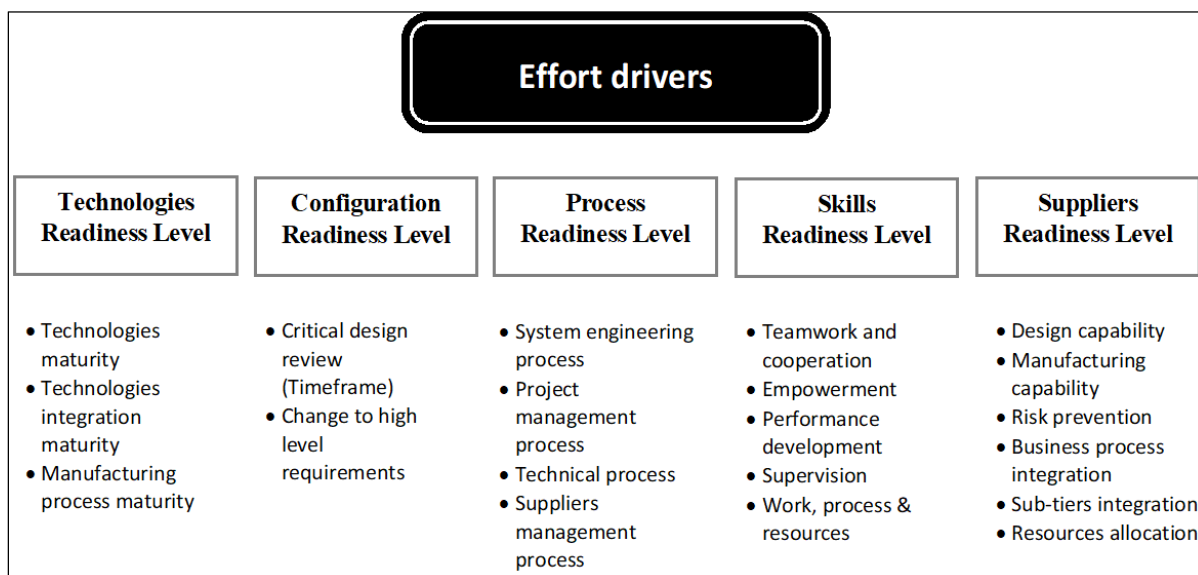


Figure 3.2 Effort and schedule drivers from case study

To highlight the correlation among identified drivers and costs, graphs of readiness level versus costs were drawn for each WP. To draw a graph for a specific WP, the readiness levels is evaluated for each sub-WPs (Sub-system development level) related to the WP. [Figure 3.3](#) represents these graphs for WP5, WP6 and for the whole program (all work packages). The shape of the graphs remains the same which shows the type of relationship (exponential relationship) between cost and readiness level or in other terms between cost and related drivers.

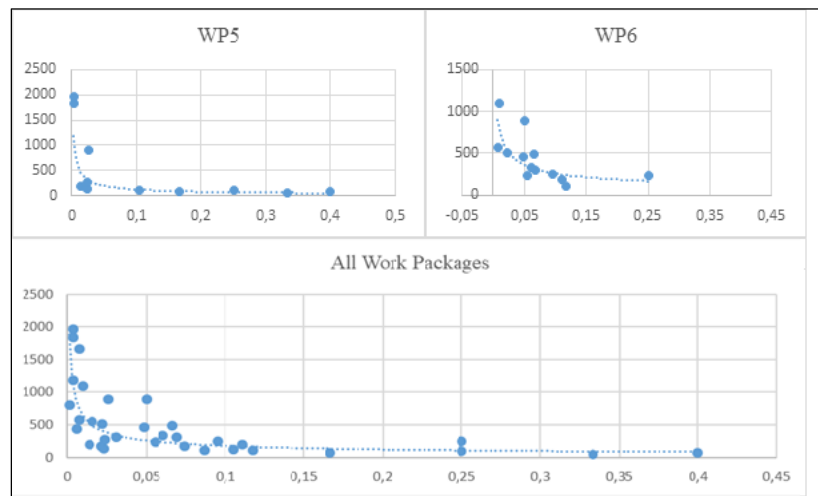


Figure 3.3 Development effort vs readiness level graphs

3.6.2 Case study limitations.

Some limitations do appear in this case study. Firstly, identified drivers are related to one case study; so, despite the size of this case study and the number of participants, some potential drivers could be missed. Furthermore, the program involved many suppliers that were not integrated into the case study. Their opinions could enrich discussions during interviews and workshops and allow for more relevant drivers to evolve. Finally, results from the case study were not yet used to estimate the cost or effort of a new project/program and then judge effectively the results of the case study. Thereby, any strong statement about the findings of the case study will be claimed by authors, instead, results helped complete the list of drivers found in the literature from practical insights.

3.7 Summary of effort and time driver from literature and case study

Following the literature review and case study results, and thanks to semantic analysis of terminologies and keywords, elements gathered were redefined if needed, in some cases consolidated and then clustered into complexity drivers and proficiency drivers. On a lower level, elements of complexity were classified into three subcategories: technical, organizational and environmental as suggested by the literature. This sub-classification is also supported by the results of a survey involving product development experts in aerospace industry in which 83% of interviewees agreed with this classification into these three sub-categories. The results of this survey support also the classification of uncertainty into technological, environmental, and organizational sub-categories. To simplify the presentation and limit the number of sub-categories, project size drivers were integrated into appropriate complexity sub-categories instead of creating a new one. Likewise, the three classes of uncertainty: technological, organizational and environmental were incorporated as elements of the corresponding complexity category. We believe this may not reflect the nature of the relationship between uncertainty and complexity and may also lower the relevance of uncertainty as a key concept in aerospace new product development. Indeed, the aim of this preliminary step of framework development was not to highlight the relevance of each element in the framework, nor the relationship among them, instead, it simply seeks to present the summary of all gathered elements classified in their appropriate categories. Hereinafter, Table 3.3 presents this classification which is considered as the preliminary framework of effort and time drivers. [Appendix 1.a \(Table-A 1.a- 1 to 4\)](#) give detailed information about each driver in the framework with its different nominations in the literature and all research studies in which it was cited.

The framework contains 14 elements of technological complexity drivers, 12 elements of organizational complexity drivers, 8 elements of environmental complexity drivers and 13 elements of proficiency drivers for a final list of 46 potential drivers of effort and time.

One of the main concerns to be addressed about the elements gathered from the literature and case study is the data saturation condition. The graph in Figure 3.4 was drawn from the data summarized in [appendix 1.a](#). It presents the evolution of the total number of drivers mentioned in the literature versus the number of new drivers that raised every year. Most of the 47 drivers of the framework were raised between 2004 and 2012. However, over the last four years no new drivers have been identified despite the fact that the number of mentioned drivers did not decrease. This means that recent studies related to effort and time drivers fail to bring about new elements which indicates data saturation. Furthermore, the case study, conducted between 2016 and 2017, failed to identify new drivers others than those already existing in the literature, which is another sign of data saturation.

Tableau 3.3 Preliminary framework of effort and time drivers

Complexity Drivers					
Technological	-Number of technologies	Environmental	-Number of stakeholders	Organizational	-Project duration
	-Technologies maturity		-Number of norms & standards		-Number of disciplines
	-Technologies integration maturity		-Legal requirements		-Resources availability
	-Number of product components		-Number of specifications		-Project team size
	-Hierarchical product structure		-Stability of project environment		-Interfaces among disciplines
	-Number of deliverables		-Number of suppliers		-Process overlapping
	-Number of technical requirements		-Level of competition		-Processes interdependencies
	-Ambiguity of technical requirements		-Uncertainty & risk from the environment		-Number of resources needed
	-Severity of technical requirements				-Contracts' types
	-Number of functionalities				-Variety of financial resources
	-Functional decomposition hierarchy				-Number of teams' locations
	-Product configuration maturity				-Organizational risk & uncertainty
	-Degree of change in design				
	-Technical risk & uncertainty				
Proficiency Drivers					
-NPD Process maturity		-Team familiarity with design tools		-Level of trust in suppliers	
-Project risk management maturity		-Rework /Churn engineering index		-Learning and knowledge management	
-Team skills and experience		-Experience with technologies		-Communication processes and mechanisms	
-Appropriate design tools		-Engineering Change management maturity		-Team Productivity	
-Project alignment with strategic objectives					

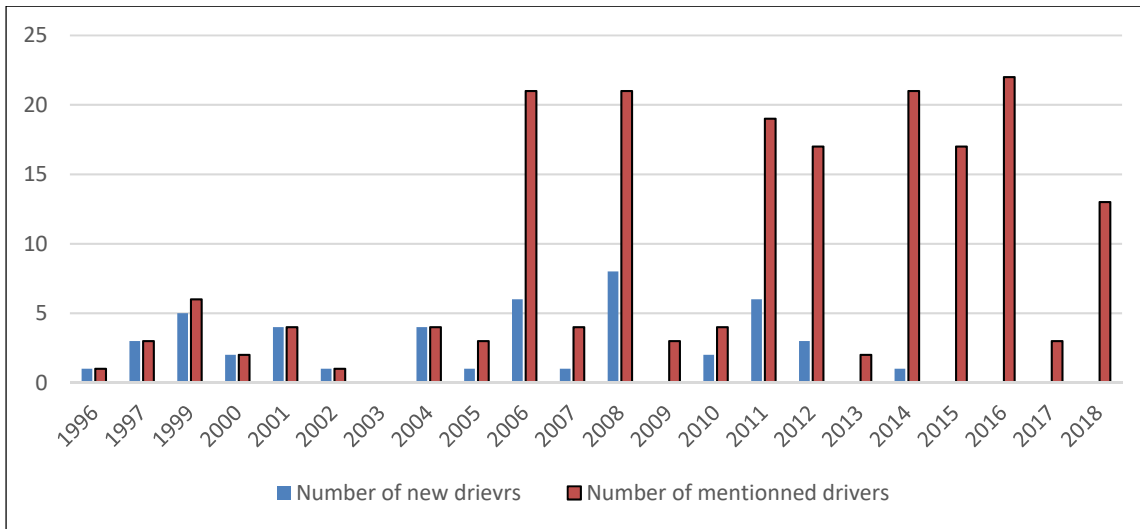


Figure 3.4 Data saturation (Number of mentioned drivers in the literature versus number of new drivers)

3.8 Results from the survey

3.8.1 Survey purposes

Given the fact that the predefined framework of effort and time drivers resulted in multiple aspects, the identified list of drivers is quite extensive. Using this preliminary framework as a whole in an estimation model seems to be very difficult if not impossible. In fact, parametric modeling, which is the most used method for effort and time estimation, should use only a few factors or drivers. Furthermore, most of the drivers were gathered from the literature and not necessarily specific to the aerospace sector. That is why we were called to refine this framework. The aim was to evaluate the relevance and prioritize drivers regarding the reality of aerospace new product development projects through a survey. Thereby users of the framework can narrow the choice of drivers for their estimation models if needed. For this purpose, a survey involving aerospace product development professionals was conducted.

3.8.2 Preparing and conducting the survey

The prospective panel was constituted of almost 120 experts with different backgrounds identified via personal and professional networks such as LinkedIn. Participants had to respect the following criterium:

- Have a minimum of five years' experience in aerospace product development;
- Occupies or occupied a managerial or expert position in aerospace NPD;
- Were involved in aerospace NPD cost and time management.

The final list of confirmed participants contained 29 aerospace professionals from which 10 (34.5%) are program directors/managers, 7 (24.1%) are engineering directors/managers, 2 (6.9%) are CEOs/general managers, 1 (3.4%) is project director and 9 (31%) are from fields related to cost management (cost director, head/senior cost engineering manager, bid manager, proposal manager, etc). Participants' companies operate mainly in the aeronautics sector (58.6%), defense (17.3%), aviation (10.3%), space (3.5%) while the rest (10.3%) are multi-activity companies in the aerospace and defense industry. 69% of participants are from very large companies (>1000 employees), 14% are from large companies (200-1000 employees), 7% from medium (50-200 employees) and 7% from small size companies (10-50 employees).

The survey questionnaire was prepared by the research team and validated by an expert in aerospace product development. However, the validity and reliability of survey instruments were not subjected to formal confirmation which is a delimitation of the survey. The questionnaire was also validated by a research ethics committee, which guarantees the respect of ethics principles like data management and anonymity condition. The list of questions was conceived to help achieve the main objective of the survey which is the prioritization of drivers identified in the preliminary framework according to their relevancy from the aerospace product development perspective. Thus, the main section of the questionnaire was reserved for drivers' relevancy evaluation. The questionnaire also seeks to

track participants' and companies' profiles as well as the maturity of their effort and time estimation processes. This is to ensure that the survey leads to significant and representative results. Thereby, the questionnaire was introduced by a clear explanation of the context and objectives as well as the respect of anonymity condition. The questionnaire was divided into three main sections preceded by general questions about the interviewer and the company profile. The first section focused on effort and time estimation process while the second section interest was about the assessment of some findings about the concepts of complexity and uncertainty from aerospace new product development perspective. In the last section, participants were asked to evaluate the relevance or the criticality of each driver on a 5-level Likert scale. They had to rely only on their fieldwork and experience with aerospace new product development projects. They were left with the possibility of adding new drivers that they judged to be relevant. A pretest involving five participants was conducted to ensure all questions are understandable and to estimate the average time to answer the questionnaire. Required changes and explanations, where appropriate, were made before the actual start of the survey. The questionnaire was sent to 117 persons from whom 29 answers were received (answer rate of 24,7%).

3.8.3 Survey results analysis

The main objective of results analysis was to classify drivers by categories according to their criticality, and this independently from the respondents' profiles. A further research study will be undertaken to analyze drivers' criticality regarding companies' profiles and develop personalized frameworks consequently.

Relying on 29 answers from which 83% agreed with the classification of complexity drivers into technological, organizational and environmental. The criticality evaluation results are resumed by Exhibit 08 which present the relative frequencies related to each driver, and this for each of the five levels of criticality. Results are in the form of a 46x5 matrix, also named the contingency table. Each row of the matrix represents one driver and shows the percentage of answers received by each level; It reflects the driver's profile.

Tableau 3.4 Drivers criticality results from the survey

Drivers		Level_1	Level_2	Level_3	Level_4	Level_5
Technological complexity drivers						
D1	Technologies maturity	0	0	0,04	0,28	0,68
D2	Degree of change in design	0	0,08	0,04	0,12	0,76
D3	Technologies integration maturity	0	0	0,04	0,44	0,52
D4	Ambiguity in technical requirements : Quality and completeness	0,04	0,04	0,04	0,28	0,6
D5	Technical risk & uncertainty level	0	0,04	0,08	0,44	0,44
D6	Severity of technical requirements	0	0,04	0,12	0,48	0,36
D7	Number of technologies	0	0,04	0,24	0,52	0,2
D8	Number of technical requirements	0	0	0,4	0,52	0,08
D9	Functional decomposition/Hierarchy	0	0,08	0,44	0,08	0,4
D10	Number of functionalities	0	0,08	0,56	0,28	0,08
D11	Product configuration maturity	0,04	0,12	0,48	0,28	0,08
D12	Number of deliverables	0	0,32	0,48	0,16	0,04
D13	Hierarchical product structure	0,04	0,2	0,64	0,12	0
D14	Number of product component	0	0,4	0,52	0,08	0
Organizational complexity drivers						
D15	Process overlapping /Level of interrelations between phases	0,04	0,04	0,08	0,48	0,36
D16	Interface between disciplines	0,04	0,04	0,12	0,6	0,2
D17	Contracts types	0,04	0,04	0,04	0,8	0,08
D18	Resources availability due to sharing among projects	0	0	0,44	0,48	0,08
D19	Project duration	0	0,08	0,36	0,48	0,08
D20	Number of teams' location	0	0,12	0,56	0,28	0,04
D21	Number of disciplines	0	0,08	0,52	0,36	0,04
D22	Number of resource and skills needed	0	0,12	0,56	0,28	0,04
D23	Variety of financial resources	0,04	0,2	0,44	0,28	0,04
D24	Processes interdependences : precedence link among processes tasks	0,04	0,04	0,72	0,2	0
D25	Project team size	0	0,36	0,56	0,04	0,04
Environmental complexity Drivers						
D26	Uncertainty and risk from the environment	0	0	0,08	0,28	0,64
D27	Number and severity of norms and standards to be respected	0	0	0,12	0,48	0,4
D28	Number of customers requirements (Specifications)	0	0	0,24	0,4	0,36
D29	Number and variety of stakeholders involved	0	0,04	0,12	0,68	0,16
D30	Number of suppliers involved	0	0,04	0,12	0,76	0,08
D31	Number and severity of legal requirements to be respected	0	0,08	0,36	0,48	0,08
D32	Stability of project environment	0	0,08	0,52	0,28	0,12
D33	Level of competition	0,08	0,32	0,52	0,04	0,04
Proficiency Drivers						
D34	Experience with technologies	0	0	0	0,24	0,76
D35	Engineering change management process maturity	0	0	0	0,36	0,64
D36	Project risk management maturity	0	0	0	0,44	0,56
D37	Level of trust in suppliers	0	0,04	0,08	0,16	0,72
D38	Team skills and experience	0	0	0,08	0,56	0,36
D39	NPD Process maturity	0	0,04	0,16	0,32	0,48
D40	Learning and knowledge management	0	0,08	0,16	0,64	0,12
D41	Rework /Churn engineering index	0,04	0,04	0,24	0,6	0,08
D42	Appropriate design tools	0	0,04	0,24	0,64	0,08
D43	Team familiarity with design tools and methodologies	0	0	0,48	0,48	0,04
D44	Internal and external communication processes and mechanisms	0	0,12	0,36	0,48	0,04
D45	Team Productivity	0	0,04	0,52	0,4	0,04
D46	Project alignment with strategic objectives	0,04	0,32	0,36	0,2	0,08

As results came from a Likert scale, estimating the distributional properties using the mean and standard deviation is not appropriate (Greenacre, 2007). In other words, the comparison and classification of drivers according to their means and standard deviation could produce nonsense results. In fact, Likert scale data are not considered as metric data; Instead, they are considered as categorical ones. Thereby, the Correspondence Analysis (CA) technique is more appropriate in this case for the survey's results analysis. Basically, the rows of the data matrix, that represent the drivers' profiles, are assumed to be points in a five-dimensions Euclidian space. The CA aims to redefine the space dimensions so that the most variance possible is captured by a lower dimension space. For this matter, the CA uses the "Principal Component Analysis" (PCA) technique which in turn is based on the Singular Value Decomposition (SVD). As CA and PCA are well-known techniques, the explanation of their statistical foundations and steps are beyond the scope of this paper. The PCA determines the principal dimensions on which the data are projected to allow for a lower dimensional presentation of data, commonly, a two-dimensional projection.

The CA analysis starts with the validation of the heterogeneity or variability assumption among profiles through the Chi-square statistic and Inertia of the matrix data which measure the total discrepancy among profiles. For this, the difference between observed frequency and the mean frequency of the column is squared and divided by the mean frequency; this should be repeated for each observed frequency and the summation result in the Chi-square statistic. The total inertia is obtained by dividing the chi-square statistic by the sample size. From the inertia value and the degree of freedom (reflected by the matrix dimensions) we conclude the P-value that reflects the probability of non-heterogeneity. Once the heterogeneity is validated, the CA, through the PCA, determines the principal dimensions on which profiles are projected. Principal dimensions are in fact rescaled or normalized to Chi-square distance in such a way that the distances observed in the new space of lower dimensions are actually Chi-Squared distances. For a better understanding of the theoretical and practical foundations of Chi-square distance and the reasons for its use one can refer to (Greenacre, 2007) about correspondence analysis.

Many software, including "Matlab" and "R-Studio" offer packages for CA analysis. The analysis of the survey results of this paper was done by the "Statgraphic 18". The value of the Chi-squared statistic was evaluated at **752.09** and the Inertia at **0.655**. The P-value associated with this inertia and the matrix's degree of freedom (=210) is very close to zero which means that the probability of data heterogeneity is close to 100%. The results of PCA are shown by Table 3.5.

Tableau 3.5 Principal components analysis results

<i>Dimension</i>	<i>Singular Value</i>	<i>Inertia</i>	<i>Chi-square</i>	<i>Percentage</i>	<i>Cumulative percentage</i>
1	0,6384	0,4076	468,7496	62,3260	62,3260%
2	0,3977	0,1582	181,8840	24,1837	86,5097%
3	0,2409	0,0580	66,7125	8,8702	95,3799%
4	0,1738	0,0302	34,7472	4,6201	100,0000%
TOTAL		0,6540	752,093		

The interpretation of these results means that with the first two dimensions, 86,5% of variation is explained. Then, a two-dimensional display of drivers' profiles with the first principal axis (x-axis) corresponding to dimension-1 and the second principal axis (y-axis) corresponding to dimension-2 allows for graphical presentation that keeps 86,5% of data inertia. The graph on [Figure 3.5](#) displays the position of drivers' profiles in the new space with normalized coordinates to Chi-squared distance. The graph also shows the position of the vertices that represent the extreme profiles related to each column. For example, the "Level_1" vertex reflects the virtual profile (100%, 0, 0, 0, 0) when all answers are for "level 1". The vertices are used as reference points for graphical analysis. Thus, points that are closed to the vertex "Level_5" represents drivers with very high criticality, this concern the area delimited by the circle in the left (Area 1). The points located between "Level_5" and "Level_4" vertices and delimited by the circle in the middle (Area 2) represent drivers with high criticality. The points that are closer to "Level_4" vertex and delimited by the circle in the right (Area 3) represent drivers with moderate criticality. The remaining points represent drivers with low and very low criticality.

This graphical analysis of survey results based on CA lead to the determination of four classes of drivers depending on their criticality: very critical drivers (class 1), critical drivers (class 2), drivers with moderate criticality (class 3) and drivers with low and very low criticality (class 4). Drivers in the first and second classes will constitute the refined framework defined in the next section. This concerns a total of sixteen drivers, 6 of them are proficiency drivers, 6 belong to the family of technological complexity, one from organizational complexity family while the 3 remaining are environmental complexity drivers. The use of these drivers for effort and time modeling and estimation is highly recommended. The third class contains drivers with moderate criticality. Their relevance for effort and time estimation should be carefully examined in a case-by-case basis as their criticality may vary from one project to another, from company to another or simply depending on project circumstances and constraints. The last class regroupes less relevant drivers that are not critical for effort and time estimation.

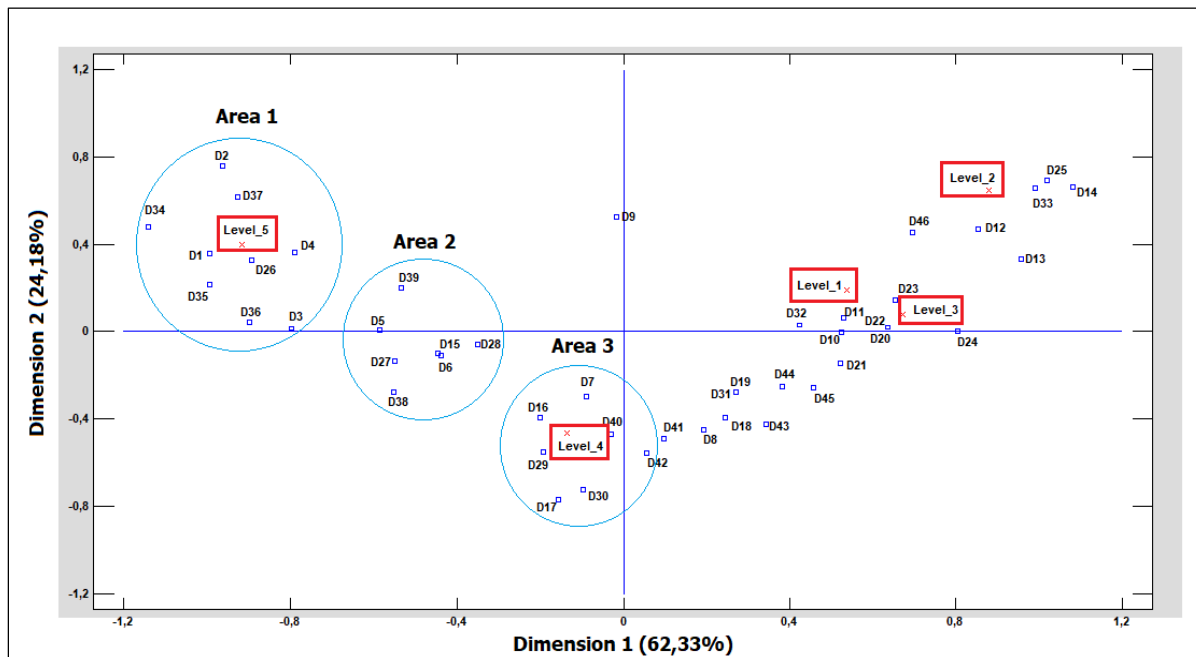


Figure 3.5 Two-dimensional display of drivers' profile in principal coordinates

The survey results are coherent with current aerospace product development realities as technological and environmental issues have the predominant impact on effort and time.

3.9 The refined UCP framework design

As reported earlier, the preliminary framework, composed of 46 drivers of effort and time, is structured into complexity and proficiency classes. Unlike the trend in the literature that highlights the paramount effect of uncertainty on aerospace product development effort and time, this structure lowers the importance of uncertainty in the framework. Furthermore, uncertainty is strongly related to complexity as its main contributor. These facts had to be considered and emphasized in the refined framework. Therefore, uncertainty, complexity, and proficiency constituted the three main building blocks of the refined framework, called the UCP (Uncertainty, Complexity, Proficiency) framework. This structure actually reflects the importance of these three concepts in aerospace product development. On a lower level, the UPC framework kept the preliminary complexity subcategories structure. So, selected complexity drivers were classified into three sub-categories: technology, organization, and environment. In what concerns uncertainty, it was presented separately from complexity in three sub-categories: technological, organizational and environmental while each of them is related to corresponding complexity sub-categories. This structure offers a better highlight of the so neglected effects of uncertainty on effort and time estimates and its relationship with complexity. In the proficiency category, drivers were classified into processes/organization, project team, and suppliers' sub-categories.

The UCP framework integrates only drivers of class 1 and class 2 with exception for size drivers. In fact, one of the most prominent remarks about survey results concern size drivers' criticality. The results suggest a moderate to low criticality for most of these drivers compared to other complexity drivers. These results could be justified by the fact that respondents answered the questionnaire from their company perspective where the size doesn't vary substantially from one project to another. However, from effort and time estimation modeling perspective, size drivers are inevitable as they have a strong correlation with effort and time. Even the size is traditionally considered as the dominant cause of complexity (Cristóbal, Carral, Diaz, Fraguera, & Iglesias, 2018). Furthermore, these drivers are essential to consider the scalability and reflect the obvious effect of project size variation

on effort and time. Thereby, four size drivers were integrated in the refined framework, from which, only one is a class 2 driver. The three others are selected regarding their closeness to the class of critical drivers in the graphical representation. The selected size drivers are, the number of specifications, the number and variety of stakeholders, the number of technologies, and the functional decomposition/hierarchy. The use of these four drivers ensure a reliable assessment of project size and allows for the framework to be broadly used for projects with different sizes.

To get a better understanding of the UCP framework as well as the dynamic and effects of its different blocks, its structure was assessed from effort and time overruns' perspective. Indeed, the UCP framework is constituted from three main blocks that should interact to balance the effort and time required for product development. Uncertainty and complexity blocks, from one side, should be considered as constraints. In fact, the increase of uncertainty level or/and complexity will increase the likelihood for effort and time overruns. In other words, this will increase actual effort and time required to complete the product development project. Uncertainty and complexity are then constraints for respecting the planned effort and time. On the other side, drivers of the proficiency block should be considered as enablers. In fact, high proficiency will increase the chance to respect the planned effort and time or, in other words, shorten effort and time required to complete the product development project. Taking everything into consideration, the refined UCP framework was structured as highlighted in [Figure 3.6](#).

The valuation and/or measurement of drivers' values is beyond the scope of this paper. The valuation may be subjective using Likert scale or objective using scientist approaches. An approach for uncertainty and complexity valuation is proposed in [Jaifer, Beauregard, and Bhuiyan \(2017\)](#).

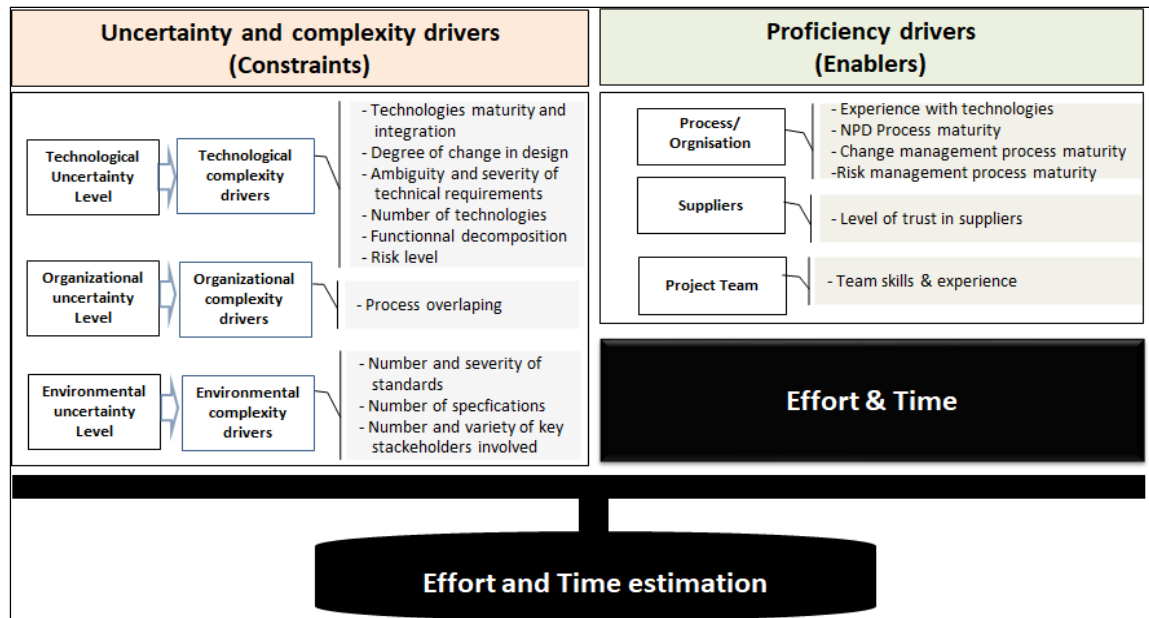


Figure 3.6 The UCP framework of effort and time drivers in aerospace product development

3.10 Implications for engineering management

The results of this research have direct impacts on the accuracy of cost and time estimates. Thus, its implications for engineering management in the aerospace industry concern three of the engineering management domains reported in the EMBOK (ASEM, 2015): strategic planning domain, financial resources management domain, and project management domain.

New product development is a key mean by which companies implement their strategy and achieve revenue objectives. Accurate cost and time estimates undoubtedly contribute to product launch success which in turn contributes to strategy success. Furthermore, the competitive dynamic of the aerospace sector makes the cost leadership strategy one of the critical success factors. Such strategy could not be achieved without controlling cost through the management of cost estimates. As for financial resources management, cost estimate is one of the most critical inputs to the budgeting and pricing processes. Accuracy of cost estimates is also a prerequisite for many critical decisions concerning contract management, funding, financial sources management, and so on. Regarding project management domain,

cost and time estimation accuracy ensures the reliability of the cost and time plans, which are key components in the project management plan. Overall, if the cost and time are estimated within a reasonable degree of accuracy, the ability to schedule, estimate resources, control execution, and conduct trade-offs, among others, will become much easier (Salam & Bhuiyan, 2016). Finally, the awareness of the relevance of the identified cost and time drivers, especially those related to complexity and uncertainty may support NPD managers in key decision-making. These drivers are not useful exclusively for estimating matters, their assessment might support critical decisions regarding portfolio management, suppliers' management, resource selection, technology selection, and risk management. It might also help personalize or adjust engineering and managerial practices from one project to another.

3.11 Conclusion

This paper presents a new framework for effort and time drivers in aerospace product development. It goes beyond a simple review of most used drivers; instead, it considers relevant concepts influencing effort and time in aerospace product development like complexity and uncertainty. We believe that mastering uncertainty, complexity and proficiency drivers is an overriding condition for an accurate estimation of effort and time in aerospace product development projects.

Using inductive reasoning by combining elements from literature strengthened with elements from case study and survey involving aerospace product development experts, the resulting UCP framework aims to regroup all potential drivers and classify them by categories. It's the first of its category to offer an overview of potential drivers classified by categories. The determination of drivers' relevancy from aerospace product development point of view allowed the personalization of the framework for this sector. Nevertheless, the framework may also be applicable to other sectors sharing similar features of aerospace like automotive, defense and rail industries.

Even though we had the ambition to be as exhaustive as possible, we don't claim the perfection of the proposed framework. Some other drivers might be added by the user.

Furthermore, drivers' relevancy as judged by the survey may slightly differ from company to another and from project to another. Instead, the UPC framework is intended to be considered as a starting point and facilitate bringing consensus about effort and time drivers to be used for more accuracy of estimates. Furthermore, assessing or measuring the value of some drivers may be a subjective process by nature, in which perceived value based on previous experiences plays an important role. Because of the differences in skills and experiences, people using the framework and assessing some subjective drivers may come to different conclusions, but long-term use of the framework with a mature planning process will lead to more accuracy in estimations of effort and time.

CHAPITRE 4

TOWARD MORE ACCURACY IN AEROSPACE PRODUCT DEVELOPMENT EFFORT ESTIMATION: OVERCOMING THE MAIN ISSUES OF CURRENT ESTIMATION MODELS

Rabie Jaifer ¹, Yvan Beauregard ¹, Nadia Bhuiyan ²

¹ École de Technologie Supérieure (ÉTS), Montreal (Qc), Canada

² Université Concordia, Montreal (Qc), Canada

Article soumis pour publication dans « Engineering Management Journal », Octobre 2020.

4.1 Abstract

Cost overruns have long been a paramount issue in aerospace product development projects. The US Government Accountability Office (GAO) attributes this overrun to inaccurate expectation about risks and costs; otherwise, to inaccurate cost estimates. Despite several decades of research and refinement in cost estimating tools, practices, and models, product development projects in the aerospace industry still suffer from severe overruns. The effort, as the main component in product development cost structure, could provide a reliable approximation about the latter. In fact, almost all the costs of product development are labor at some point. Parametric estimation remains the most common technique for cost or effort estimation in the aerospace industry; So, why do these models fail to provide accurate estimates? To address this issue, one needs to ask some fundamental questions. Are these models using the right set of drivers or input parameters in type and number? Are the statistical foundations of regression techniques appropriate to model the nature of interactions among effort drivers in the aerospace industry? Is it not time to throw away these conventional regression models and explore the potential of newer techniques?

This paper will present a new way of considering the effort modeling in aerospace product development for more accuracy of estimation. It shows how Machine Learning (ML) models based on a reliable framework of effort drivers will drastically improve the accuracy of estimates. This paper attempts not only to address the effort estimation modeling, it seeks to overcome the main issues and causes of effort estimation inaccuracy in current models.

Keywords: Product development; Effort Estimation; Modelling; Machine Learning; Uncertainty.

4.2 Introduction

The aerospace industry, among others, depends on a flow of new products to remain competitive. Large aerospace companies are not only project-driven ones but also product development (PD) projects are the lifeblood of these organizations ([Reichelt & Lyneis, 1999](#)). Cost overrun has always been a key issue in aerospace product development despite the emergence of many methods and tools to enhance projects' performance. The accuracy of cost estimates has been identified as the main source of overruns as the GAO and the Department of Defense (DoD) have frequently cited poor cost estimation as one of the reasons for cost overrun problems in government acquisition programs ([SEI, 2011](#)).

The last decades yielded numerous research initiatives about cost and effort estimation models and tools in product development. So different approaches and methodologies have been developed for this purpose. Parametric modeling based on regression techniques is one of the most popular. According to [Layer et al. \(2002\)](#), these parametric methods are predominantly used for estimating effort or cost in hardware product development. Such methods attempt to establish an overall correlation called Cost Estimating Relationship (CER) between the total cost and some cost-influencing factors or drivers ([Caputo & Pelagagge, 2008](#)). However, cost modeling is a particularly difficult field to address in terms of scientific theory as it is not normally considered as a scientific field but rather as an attribute of design or product development decisions ([Curran et al., 2004](#)). This is why there

is a lack of standard processes and rules that guarantee the accuracy of developed models. As an alternative, historical data and empirical examination are evaluated with the objective of gaining information about the causal link between input parameters and effort ([Layer et al., 2002](#)). How these parameters are determined, and which model is more appropriate is subjected to trial and error instead of theoretical and scientific approaches.

The conventional parametric models based on regression techniques fail to deliver accurate estimate, especially in the aerospace industry. Indeed, the GAO continues to report substantial gaps between predicted and actual costs. There is no consensus about the causes of regression models' failures; some attribute this poor performance to the inadequacy of models themselves as they are inconsistent with the dynamic of cost and its drivers in an uncertain and complex environment resulting from the nature of interactions and interdependency among parameters. The other point of view states that the models are appropriate, but some key cost elements or drivers are missing ([Keller et al., 2014](#)). In fact, the literature showed that regression models use between one and five parameters (drivers) in the CER. Statistical limitations and data availability constraints force these models to use such a small number of drivers or inputs parameters. [Keller et al. \(2014\)](#) agreed that, with these constraints, adding more input parameters is not feasible. However, the growing complexity and the dynamic of aerospace product development projects imply that the number of factors influencing cost is very high. As a result, there is an increased risk of omitting some key drivers which may lead to poor accuracy of estimates. Furthermore, as reported by [Lowe, Emsley, and Harding \(2006\)](#), the accuracy of cost or effort estimates is much more important in the early stages of product development projects. Gathering sufficient and reliable information to estimate effort at the early stage of product development is a challenging task due to the high uncertainty level accompanying the rapid change in technological knowledge and the turbulent environment in the aerospace industry. Uncertainty is then a key word in aerospace effort estimation; despite this, almost none of the parametric models integrate the uncertainty while estimating cost neither by using project uncertainty level as input parameters nor by considering the uncertainty on input parameters

themselves. The other weakness reported in current estimation models is the focus on product characteristics while identifying effort drivers.

This paper seeks to overcome these issues encountered with regression models for effort estimation in aerospace product development. Thereby, this paper uses a new framework of effort drivers developed by the authors (Jaifer et al., 2020) that was tailored to the aerospace product development. It also explores the prediction potential of machine learning techniques instead of regression ones. The models presented in this paper are developed for specific products; although they could be reused for most aerospace complex product development projects. However, to guarantee the same degree of accuracy the training dataset should integrate company tailored projects. The calibration of drivers' evaluation grids and criteria is also recommended. The methodology and its related concepts could also be adapted for reuse in other industries.

The remainder of this paper is organized as follows. In Section 2, an overview of effort estimation models in the literature is given. Section 3 explains the main issues of current parametric modeling in the aerospace product development. The section 4 presents the research methodology including theoretical foundations of machine learning models. The section that follows present modeling results. The interpretation of these results, discussion, and recommendations are given at the last section before the conclusion.

4.3 Overview of the literature on effort estimation models

Research on effort modeling and estimation in product development dates back to the last years of the 20th century. Software development was the most advanced in the research on this subject. Therefore, different approaches and methodologies have been explored starting from expert judgment and analogical approaches to more analytical approaches and parametric modeling based on regression techniques. Software development is also the sector where some advanced approaches involving artificial intelligence for effort estimation took place first. So, an array of techniques and models were developed and shown their reliability

for estimation matters. Among others, Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machine (SVM), and Genetic Algorithms (GA) are the most popular.

In hardware product development, [Jacome and Lapinskii \(1997\)](#) were among the first to propose an effort estimation model based on parametric modeling using complexity, size and productivity as drivers. This model is personalized for electronic parts design. Later, Bashir & Thomson ([Bashir & Thomson, 2000, 2001b, 2004](#)) developed three different models for time and effort estimation in product development, from which one was specific to hydro projects. Many other initiatives have been conducted to develop some generic effort estimation models ([Chwastyk & Kołosowski, 2014; Colmer, Dunkley, Gray, Pugh, & Williamson, 1999](#)) while the focus of the large amount of research was on the development of more personalized models. In that way, [Bazeghi et al. \(2005\)](#) developed an estimation model for processor design effort based on complexity while the model of [Tu et al. \(2007\)](#) model was for product development in mass customization. [Qian and Ben-Arieh \(2008\)](#) suggested a parametric cost estimation model for design and development of rotational parts. The model of [Giri \(2012\)](#) was developed for effort estimation of design activities in power plant equipment. This trend in literature shows an evident need for personalized estimation models, more than generic ones. This is intuitively true as the former are more adapted to the realities and constraints of the sector, and use in most cases, specific drivers identified by internal experts. Evidently, these models should be more accurate and reliable than generic ones.

This trend does not make an exception in the aerospace industry and the topic is of significant interest. In fact, many initiatives resulted in the development of some estimation models such as [A. Salam et al. \(2009\)](#) parametric model that intended to estimate design effort for the compressor design department at Pratt & Whitney Canada. The focus of the paper limits the application of the model to a specific case. [Salam and Bhuiyan \(2016\)](#) improved the previous model through the application of different regression methods but the models remain personalized to the compressor design department. [Stahl et al. \(2010\)](#) used a single variable parametric model to estimate the cost of space telescope development.

[Banazadeh and Jafari \(2012\)](#) tried a heuristic complexity-based method for cost estimation of aerospace systems. [Mark, Webb, Summers, and Baguley \(2014\)](#) proposed two models for effort and cost estimation of advanced manufacturing technologies (AMT) development. The models use one size factor and thirteen multiplier factors in the CER (Cost Estimation Relationship). Factors or drivers were identified using literature, semi-structured interviews, workshops, and the wideband Delphi process. Despite the fact that Mark et al.'s models integrated a large spectrum of potential drivers, their application are still limited to manufacturing technologies development in the aerospace industry. [Dale and Barnaby \(2015\)](#) presented a macro-parametric model as developed by QinetiQ, a division of UK Ministry of Defense. The model uses the multi-collinearity and Bayesian inference to enhance the early cost modeling of defense product development.

Unlike parametric modeling, machine learning techniques are not popular or practically unused for effort estimation in the aerospace industry. However, their performance in other sectors are very conclusive. In fact, [Cavalieri et al. \(2004\)](#) developed an ANN-based model for estimating the costs of new products in the automotive sector. The performance of the model was compared to the classical regression approach based on the MAPE (Mean Absolute Percentage Error). The results showed that the accuracy of the ANN with a MAPE of 1,8% is largely better than the regression accuracy with a MAPE of 6%. [Caputo and Pelagagge \(2008\)](#) also compared the ANN with regression models for estimating the manufacturing costs of pressure vessels. As well, this study showed that the accuracy of the ANN model (MAPE = 10,6%) is higher than the regression model (MAPE = 14,1%). [Bhatnagar et al. \(2010\)](#) assessed the relevance of using ANN for estimating effort in software development. The use of historical data has demonstrated the advantage of using this estimation method over the parametric modeling, especially in the case of complex and non-linear relationships between parameters. [Loyer et al. \(2016\)](#) compared different machine learning methods for estimating the manufacturing costs of certain aircraft engine components. This concerns the ANN, the GAMs (Generalized Additive Models), the SVM (Support Vector Machine) and the GBTs (Gradient Boosted Trees). Based on the MAPE, the SVM and the GBT outperform the other models.

The SVM technique was used in many other research studies for cost estimation. [Deng and Yeh \(2011\)](#) compared the SVM to the ANN while estimating the design cost of four components of the aircraft wing structure. The results of the study showed that the accuracy of SVM is better than the ANN for all components. [Wang et al. \(2012\)](#) also compared the SVM method with ANN to predict the success of construction projects in terms of respecting cost and schedule. The study uses classifier models to classify projects in "success" or "failure" according to their respect of planned cost and schedule. The study developed and compared four different models from which one is an SVM and the others are respectively the classical ANN, the bootstrap aggregating classifier ANN and the adaboost classifier ANN. Results show that the SVM outperforms the other models for cost respect prediction while the adaboost outperforms the others for schedule respect prediction. The bootstrap and adaboost use boosting techniques in their training process. [Chou et al. \(2011\)](#) integrated the SVM method with the fast-moving genetic algorithm (fmGA) to estimate the manufacturing costs of three different families of high-tech equipment. This hybrid model was named the Evolutionary Support Vector Machine Inference Model (ESIM). The results showed that the accuracy of estimates, as reported by the MAPE varies between 3,4% and 11,6% depending on the equipment family. The model performance was not compared to any other model.

4.4 What go wrong with parametric modeling in aerospace product development effort estimation

Despite the number of research studies about cost or effort modeling and estimating, it's not uncommon for excessive cost overruns due to the inaccuracy of initial estimates ([Eden, Williams, & Ackermann, 2005](#)). The aerospace sector is one of the most concerned by this issue where the actual cost continues to largely exceed the initial estimates. [Keller et al. \(2014\)](#) reported that US space programs have an average cost overrun of more than 45% compared to initial estimates. In our latest survey about cost overruns in aerospace industry, 55,6% of respondents reported a cost overrun between 25% and 50%. The [GAO \(2009\)](#) impute these overruns to inaccurate expectation about cost, or, in other words, to inaccurate estimates of cost. [Cantarelli, Flyvbjerg, Molin, and van Wee \(2010\)](#) also supported this fact

when their analysis of 258 infrastructure projects shows that nine of ten projects cost overruns were caused by poor estimates. So, what went wrong with these models? Why do these models fail to deliver accurate estimates? Are these models adapted to the aerospace industry?

The analysis of current effort estimation models and approaches through an extensive literature review and real-life product development projects in the aerospace industry reveals two categories of problems and limitations that could lead to inaccurate estimates of cost in complex environments. The first one is related to cost elements or drivers used for cost estimation, and the second one concerns models themselves.

4.4.1 Problems and limitations related to cost drivers

Selection of appropriate cost drivers is a determining factor for estimate accuracy and models' performance. Developing parametric models requires a careful selection of the factors that have predictive relationships to design effort ([Bashir & Thomson, 2001b](#)).

An overview of current estimation models in the literature shows that selection is done in most cases according to expert judgment. There is no formal process or reference list for drivers' identification or selection. [Layer et al. \(2002\)](#) claim that statistical and analogous models determine costs in a lump-sum fashion in most cases. Then, they are, in particular, not able to identify reliable cost-driving characteristics according to formal procedures. In fact, none of the identified models in the literature follows a structured process or methodology for driver selection and prioritization. This informal selection of drivers generates many problems and issues related to the use of inappropriate drivers. The following are the most obvious.

Focus on product-based features: Most of cost estimation models used product characteristics and parameters as drivers of development cost or effort. In fact, [Asiedu and Gu \(1998\)](#) describe parametric models a set of formula generated to correlate cost and

product characteristics. Elragal and Haddara (2010) reported that the design effort drivers are those factors or characteristics of the product that will influence the cost. According to Foussier (2006), parametric cost modeling utilizes statistical criteria to identify the causal links and correlate costs and product characteristics in order to obtain a parametric function with one or more variables. An examination of thirty-six models in the literature shows that 21 of them use drivers mainly related to the product's characteristics and technical requirements, completed in a few cases by the project's team size or experience. This predominant idea of considering product characteristics as the major factor of cost affects the accuracy of estimates as other factors could strongly drive the product development effort. In the aerospace industry, these factors might be related to technologies, risk and uncertainty levels, product development process, change management process, environment and external stakeholders, organizational capability, and so on. Cost planners should extend the spectrum of effort drivers beyond the product characteristics.

The use of a narrowed set of effort drivers: due to statistical constraints and data availability most models use a narrowed set of parameters (or effort drivers) which limits the integration of all relevant and influencing factors. From thirty-six models about hardware product development effort estimation, only three of them use more than five drivers. However, as a complex and uncertain environment, the number of factors and parameters influencing the aerospace product development effort is much higher. The literature identifies more than fifty potential drivers of cost or effort in complex product development (Jaifer et al., 2020). As a result, some critical parameters like technology maturity, risk and uncertainty level, and process maturity are completely excluded from parametric modeling. The Cost Estimating handbooks (GAO, 2009) caution that cost overruns will result from the omission of key cost drivers. The use of relevant drivers in nature and number is a key factor for estimating models' performance. Cost planners should consider the integration of all relevant drivers of effort; otherwise, they must set up a procedure to prioritize and select the most relevant drivers when the estimating model could support only a limited number of parameters.

Critical concepts affecting cost aren't reflected in cost modeling: considering the realities of aerospace product development, it seems obvious that some critical concepts and essential elements are missing in current estimation models. In fact, the growing complexity of aerospace product development implies that complexity parameters should have the greatest impact on development effort, even higher than size and performance parameters impacts. [Tamaskar et al. \(2014\)](#) reported that complexity is highly correlated with the design effort. Therefore, incorporating complexity measures should increase the fit of cost models with historical data provided that the relevant complexity parameters are integrated as cost drivers. Risks and uncertainties that accompany product development in aerospace industry also require a great deal of attention from project planners and cost estimators as well. The uncertainty effects on product development effort have been demonstrated in many research studies ([Bhuiyan & Thomson, 2010](#); [Perminova et al., 2008](#); [Stockstrom & Herstatt, 2008](#)). Other concepts, as reported in the literature, also have a predominant effect on effort in aerospace product development. This concerns mainly the technology maturity, change management, concurrency and supplier performance. Cost estimators are asked to develop new drivers in a reliable way to consider the effects of the aforementioned concepts in effort modeling.

The dynamic nature and the high level of uncertainty: Due to the fast evolution of technologies and environmental conditions, product development in the aerospace industry is subjected to continuous improvement and is liable to change at any time. This dynamic nature generates a high level of uncertainty. This uncertainty is so high that even probabilities and scenarios, in most cases, couldn't be identified and mastering scenarios planning become a real challenge. Another source of uncertainty is related to the anticipation of future customers' needs. Thus, reliable cost information could often be obtained late in the development process ([Bode, 2000](#)). However, the general problem in aerospace product development is predicting the effort of product development projects early in their formulation phase in order to make accurate commitments on what the project is likely to cost ([Keller et al., 2014](#)). The Software Engineering Institute ([SEI, 2011](#)) reported that the uncertainty in DoD program development causes enormous cost overruns, significant

schedule delays, and compromises technical proficiency that seriously affects the DoD's ability to plan for the future in a flexible, responsive, and cost-effective manner. (Ting, Zhang, Wang, & Deshmukh, 1999) has stated that most traditional cost modeling tools are crisp and deterministic in character while in the actual industrial aerospace environment there are many parameters that are uncertain in nature. Cost planners are called upon to find new ways to integrate the uncertainty effects in effort modeling. It is also recommended to integrate parameters that could reflect the dynamic level of product development like the newness of technologies, experience with technologies, knowledge acquisition and management, etc. These parameters indicate the degree of dynamism and illustrate the extent of potential changes in next steps of product development.

Relevant database availability: the selection of drivers is strongly influenced by the ease and availability of data and not according to their priority and impacts. In fact, there is no evidence from the literature that drivers' selection is justified based on a selection and prioritization procedure. According to Curran et al. (2004), parameters are selected based upon the availability of appropriate information while a rationale must exist as to why a particular parameter correlates with the dependent variable, i.e. a causal link. Alexander (2018) supports this fact by considering that the key challenge to modeling development efforts at the early stage of a project is by finding a common system or project requirements, attributes, and parameters that drive cost and are readily available. However, a substantial effort is required to set up a system of processes and resources that support the data collection about all potential drivers and constitute a relatively large dataset to build the effort estimation models.

Lack of standardization: Almost all effort estimation models, especially parametric ones, use parameters and drivers that are related in most cases to some concepts in product development. It turns out sometimes that there is no standard or normalized definition for these concepts which make it difficult to concretely and objectively measure those parameters. This is the case for the complexity for which there is no consensus among researchers about its standard definition. However, this concept encompasses many

parameters that influence the development effort especially in the aerospace sector. Thus, the valuation or measurement of those parameters might be subjective, or context dependent, and in some cases biased by the evaluators' perspectives. Complexity is just one example among others that suffer from lack of standardization. Cost planners should be aware of this issue and establish consistent rules and criteria to control bias during the valuation process and data collection.

4.4.2 Limitations of current modeling techniques

Two main limitations are associated with current regression models for effort estimation. The first one concerns the number of input parameters that these models can support and the second is related to the compatibility of these models with the nature and dynamic of cost and its drivers in complex and uncertain environments. According to The Parametric Estimation Handbook (ISPA, 2008), a typical regression model will ask for one, two, three or perhaps four parameters on its CER (Cost Estimation Relationship). This constraint to handle many input parameters limits the potential of its uses when the number of effort drivers is much higher than what it is recommended by the ISPA. In this case, the use of more complex modeling techniques is required. Thamhain (2013) argues that regression models cannot adequately capture the dynamics of project cost and risks in situations of complexities and uncertainty. In fact, the high complexity of interdependence among parameters and how these parameters influence the effort make it difficult to determine the adequate CER relationship. Sometimes even complex nonlinear CER could not model relationships between independent and dependent variables and ensure the appropriate functional fit. Furthermore, regression modeling is based on several assumptions about the underlying probability distributions of the dependent variable and probabilistic independence of the observations in the CER data set (ISPA, 2008). However, the size of the CER sample is often so small that even making conclusions about these assumptions is impossible. These major drawbacks limit the application of CER to effort estimation in the aerospace product development.

4.4.3 The need for a new approach for effort estimation in aerospace product development

According to [Ievtushenko and Hodge \(2012\)](#), it is crucial to use appropriate techniques and models for cost estimation. [Flyvbjerg \(2014\)](#) pointed out that cost overrun, and schedule growth are the most defining characteristics and key challenges of aerospace product development projects that require innovative methods and tools to mitigate other than the classical approaches. However, the aforementioned limitations of current regression models for effort estimation, concretized by the overruns reported on aerospace product development programs ([Keller et al., 2014](#)) challenged the use of the regression techniques in the aerospace industry. [Keller et al. \(2014\)](#) also advised that newer methods must be pursued to address the limitations and weakness of current cost estimation models, anticipate the questions about how the estimate was formed and how it addresses the unknown. [The ISPA \(2008\)](#) suggest the use of more complex parametric models when regression based parametric models are not appropriate, especially with the variety and number of input parameters. These complex models should handle a large number of parameters, be based on more robust algorithms, and be able to deal with complex relationships between variables. The ISPA also claims that complex models should use a multitude of algorithms for a variety of purposes; among the most commonly seen are the learning algorithms. Besides these features, it is of great value that the desired complex model be personalized to the aerospace product development environment. In fact, this allows for taking into consideration the issues, the constraints and the nature of aerospace product development and activities and build a model designed for specific estimating needs. Presently, there is no personalized models for effort estimation in the aerospace product development. The very few initiatives concern some specific applications as they are all focused on the case of individual companies and products. NASA endeavors to develop estimation models for its projects and its partners are considered as black box that does not reveal the used CER and its variables. Therefore, there is a strong need for new approaches and models that overcome limitations of current regression approach and integrate personalized elements and parameters of aerospace product development.

4.5 Research Methodology

The problem of effort or cost estimation in the early steps of product development relies mainly on macro-parameters as input variables and return predicted development effort as output. Developing estimating models requires a careful selection of relevant macro-parameters, also named drivers, that have predictive relationships to product development effort. It also requires the use of appropriate approaches and modeling techniques. The goal of this paper is to respects these rules in such a way as to overcome the limitations of current CER based models. The research methodology of this study respects the step of design science process as proposed by [Vaishnavi and Kuechler \(2015\)](#). [Figure 4.1](#) presents the six phases of the methodology and their corresponding steps of the design science process.

Therefore, for selecting relevant drivers, this study refers to a previous study conducted by the authors about aerospace product development effort driver's framework ([Jaifer et al., 2020](#)). This framework identifies sixteen relevant drivers for effort estimation classified in 3 categories: uncertainty, complexity and proficiency. For the modeling approach, the study seeks to explore and test the prediction potential of machine learning techniques, especially Artificial Neural Network (ANN) and Support Vector Machine (SVM). Regression techniques are also used but only for comparison matter. In fact, for parametric modeling in complex environment, the ISPA suggest the use of models based on robust algorithms. Learning based algorithms remain ones of best-known alternatives.

[Wang and Gibson \(2010\)](#) claim that ML models provide more accurate predictions than regression ones. Despite the fact that ML techniques are not yet very widespread in the aerospace sector, their conclusive results for estimating development costs in other sectors ([Bhatnagar et al., 2010](#); [Bode, 2000](#); [Dave & Dutta, 2011](#); [Lopez-Martin, 2011](#); [López-Martín, 2015](#); [Rijwani & Jain, 2016](#)) and estimating in a context of complexity and uncertainty ([Caputo & Pelagagge, 2008](#); [Hippert & Taylor, 2010](#); [Vargas, 2015](#); [Xu & Yan, 2006](#)) motivate their use in this study. Thus, for effort estimation, this study uses ANNs and SVMs to model the relationship among drivers of effort and the effort. Results from ML

modeling will be compared to regression based CER models. Models in this study are built and tested with data collected exclusively from our industrial partner that develop a variety of aeronautics components and systems. In the rest of this section, an overview of selected ML techniques is presented as well as a detail description of models' drivers or input parameters, the assessment criteria for their valuation, and the related dataset.

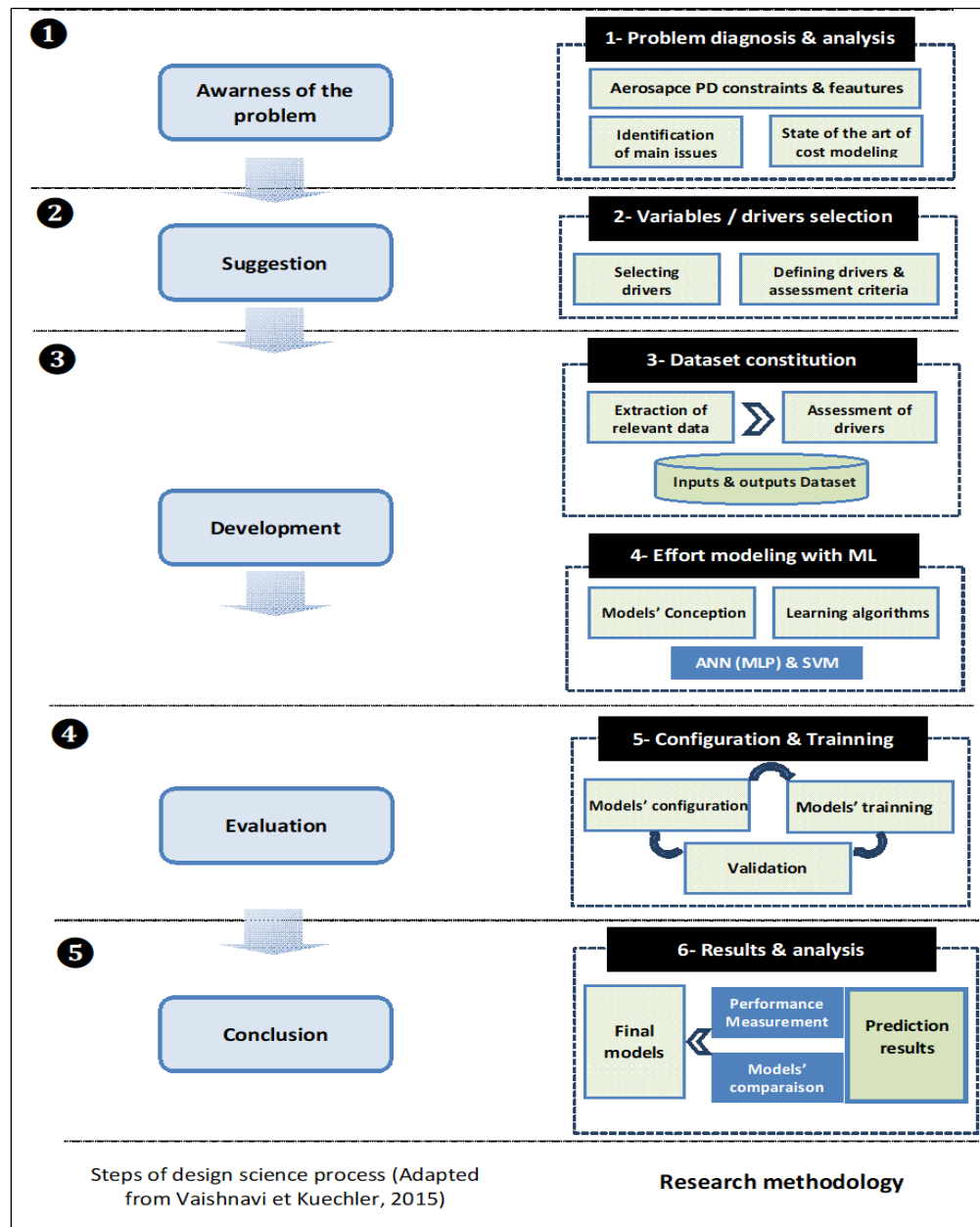


Figure 4.1 Research methodology

4.5.1 Driver Identification

The first step of the methodology to develop effort estimation models is to identify the relevant drivers of effort. The aim is to support the modeling approach with a structured process of drivers' selection that could lead to personalized drivers for aerospace product development. For this purpose, we relied on a structured framework of aerospace product development effort drivers (Jaifer et al., 2020). The development of this framework was based on a rigorous methodology that combines an extensive literature review, case study and survey involving aerospace product development experts. It encompassed sixteen main drivers classified in three categories: uncertainty, complexity, and proficiency as shown in Figure 4.2.

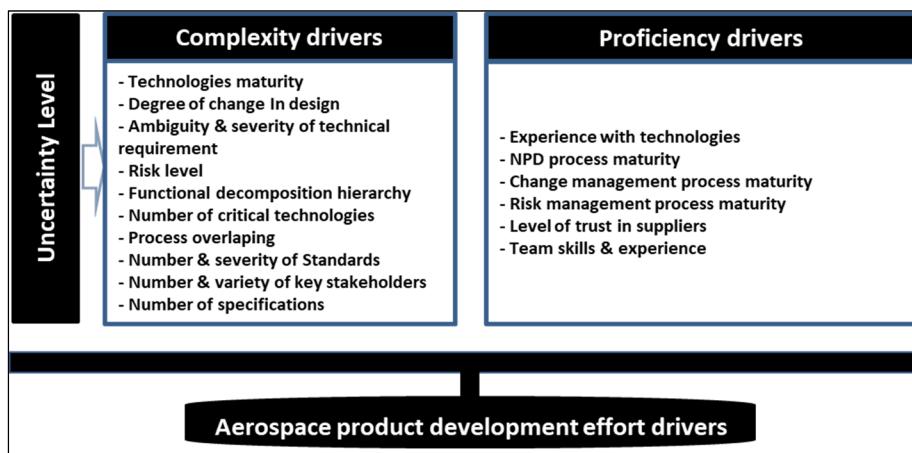


Figure 4.2 Summary of aerospace product development effort drivers (Jaifer et al. 2020)

However, when this framework is used for specific cases, some drivers might be irrelevant for effort modeling. Indeed, upon the recommendations of internal experts of our industrial partner and the nature of selected projects for this study, many drivers were dropped from this framework to constitute the final list of drivers. In fact, all projects were conducted in the same timeframe between 2010 and 2017. So, the maturity of change management process and risk management remained relatively stable. These two drivers are no more relevant for effort modeling. Also, as the NPD process is a stage-gate one, so, overlapping is not

tolerated. Likewise, almost all product development projects involve a small number of critical technologies (from one to three) and concern a new designed product with unfamiliar technologies. Then, the number of critical technologies, the degree of change in design, and the experience with technologies should not have a real impact on the development effort. Finally, the number of stakeholders, the number of standards, the functional decomposition hierarchy and the number of specifications are considered as size drivers. Internal experts judged that the number of deliverables is an internal indicator that could accurately give a reliable picture of project size and replace all these drivers.

Beside the identification of the final list of drivers, the real challenge was to define reliable and understandable criteria and rules to assess the identified drivers. Thus, guidelines and grids were established from product development best practices in the aerospace industry as extracted from the literature and recommended by product development experts from the participating company. Grids and guidelines help standardize the evaluation procedure and reduce bias related to the personal perceptions of evaluators, especially when the assessment is not based on exact values. Following are short descriptions of selected drivers of effort and their assessment criteria as defined from best practices and standards in aerospace product development.

Technology maturity:

This parameter refers to the readiness level of critical technologies. The technology maturity is very related to the TRL scale which is a 9-level scale measure that NASA developed first during the 70s and formally defined in 1989 to assess the technology maturity of its development programs. It later became a standard in technology maturity measurement. According to [GAO \(2009\)](#) recommendations, all critical technologies of a developed system should reach a TRL of 6 at project launch or at least by the critical design review (CDR). This is also a requirement of the NASA system engineering policy (NPR 7123.1). The achievement of this requirement may avoid costly redesign and schedule delay. In other words, this may avoid overruns. The nine levels of the TRL-scale supported by GAO and

NASA requirements are leveraged to define criteria for the assessment and scoring of the technologies' maturity parameter as shown in [Appendix 2.a \(Table-A 2.a-1\)](#).

NPD Process maturity:

The maturity of the new product development (NPD) process has a direct drive on product development cost. In fact, many research studies confirm this correlation ([Clark, 2000](#); [Dooley et al., 2001](#); [Jiang et al., 2004](#)). [Alyahya et al. \(2009\)](#) compared the results of effort estimation with and without the use of process maturity as a driver. The accuracy of estimates was much better when process maturity is integrated in effort modeling. The process maturity could be evaluated according to the maturity model. The CMMI (Capability Maturity Model Integration) is one of the most popular. For this study, five levels of maturity were used for the evaluation of NPD process maturity as presented in [Appendix 2.a \(Table-A 2.a-2\)](#).

Level of trust in suppliers:

This driver refers to the performance and capability of strategic suppliers or contractors to meet their commitments within planned timeframes and costs. As most projects concerned by this study rely heavily on the works of suppliers, performance of these key stakeholders is instrumental to project success. Many factors could affect the potential performance of suppliers and then the level of trust in them, among others, are historical events (evaluated in frequency and effects), previous experiences with these suppliers, and their capabilities. For this study, the assessment of this driver relied on five criteria which are the design capability, resources and skills availability, the integration of sub-suppliers, the integration of business processes, the experience with products and technologies, and historical events. [Appendix 2.a \(Table-A 2.a-3\)](#) shows the evaluation grid of the level of trust in suppliers.

Technical complexity of design:

The degree of change in design and the ambiguity of requirements affect the technical complexity and stability of design. In fact, the high degree of change in design and the presence of ambiguity in requirements should result in serious difficulties to convert

requirements to specifications and later to product design. This, in turn should generate engineering changes during design elaboration and validation. Engineering changes are considered as the main generator of cost overrun (Huang et al., 2003). This is why any source of engineering changes is considered as a driver of product development effort. These two drivers extracted from the framework were merged to form a new driver named technical complexity of design. The complexity of design is evaluated by internal experts according to their judgment of difficulties encountered in design elaboration. The assessment of this driver was supported by the evaluation grid presented in [Appendix 2.a \(Table-A 2.a-4\)](#).

Team skills and experience:

Team skills and experience are ones of the most used drivers in effort estimation. Intuitively, the performance of the product development process or any process that relies on manpower depends strongly on team skills and experience. The experience was evaluated regarding individual experience of team members while the team skills were evaluated according to four factors: empowerment, performance development and evaluation system, leadership, and teamwork. The evaluation grid in [Appendix 2.a \(Table-A 2.a-5\)](#) presents the different criteria for evaluating the team skills and experience level.

Project size:

Many research studies established statistical and qualitative relationships between project size and cost (Park & Papadopoulou, 2012). The valuation of project size is basically done through factors such as the number of product components (Mark et al., 2014; Relich & Pawlewski, 2018), the number of requirements or specifications (Dale & Barnaby, 2015; Relich & Pawlewski, 2018), the number of product functions (Bashir & Thomson, 2000; Schuh, Riesener, & Mattern, 2016), the number of technologies (ElMaraghy et al., 2012), etc. The framework of effort drivers suggests the use of the number of critical technologies, the number of key stakeholders, the number of standards and the number of specifications to evaluate the project size. However, according to our industrial partner recommendations, the number of deliverables can reflect all these parameters. So, the number of deliverables was used to evaluate the project size.

Uncertainty level:

Uncertainty is one of the most critical factors in aerospace product development. The concept of uncertainty is strongly related to complexity in product development (Ameri et al., 2008; Bosch-Rekvelde et al., 2011; ElMaraghy et al., 2012; Geraldi et al., 2011; Padalkar & Gopinath, 2016) and therefore is a key driver of effort. According to T. Williams (2002), the increased uncertainties would contribute to the project complexity and hence increase the chance of budget and schedule overruns. However, the uncertainty level is difficult to evaluate. In fact, the decision theory defines uncertainty as a "*condition of the environment of the decision maker such that he finds it impossible to assign any probabilities whatever to possible outcomes of an event*" (Knight, 1964). The uncertainty is then difficult to identify and consequently difficult to evaluate.

The use of uncertainty sources as a proxy is a common practice to evaluate the level of uncertainty, especially in the field of product innovation (Jiyao Chen, 2005). Information theory, which is the most used in literature, qualifies uncertainty as caused by incomplete information (Tatikonda & Rosenthal, 2000). Therefore, from a product development perspective, uncertainty can be defined as a lack of information about technologies, requirements, environment and product in general. Concretely, the level of uncertainty is reflected by the difference between the information available to complete project activities and the required information. The last perception of uncertainty measurement is compatible with product development process which, for some authors, like Zhang and Bhuiyan (2015), has to follow an information-based view and treat each task in a design project as an information processing unit which receives information from the other units and produces unique design specifications. However, this information-based approach is hard to apply due to difficulty in quantifying the perfect information, and to evaluate available information also, especially its accuracy and reliability. Actually, no standard rules could define the perfect information and which measurement unit should be used in product development.

The EVPI (Expected Value of Perfect Information), as a technique of the VOI (Value of Information), is one of the best-known concepts in decision theory that interests in

determining the value of perfect information. VOI is based firmly within a Bayesian statistical framework where probability represents degrees of belief about plausible values for a parameter (Wilson, 2015). The EVPI technique uses probabilistic approach with scenario analysis (McCullagh, Walsh, & Barry, 2012) and considers that the scenario of perfect information about parameters is knowledgeable. So, this approach is not appropriate for the unforeseeable and unpredictable uncertainty in aerospace product development, also qualify as unknown unknowns (Loch, Solt, & Bailey, 2008) especially when determining perfect information about new products and technologies. In fact, for this uncertainty even scenarios and their probabilities are not known.

4.5.2 New approach to evaluate the uncertainty level

The information-based approach for uncertainty measurement is focused on the source of uncertainty, which is the lack of information. So, this approach is qualified as a source perspective one. In this study we are looking forward to proposing a different perspective for uncertainty measurement based on uncertainty effects evaluation. Concretely, surprising events or "surprises", which represent unpredictable events generated during project execution and engender unplanned activities even in risk management plan, are the ultimate expression of uncertainty results.

Many authors recognize that "surprises" are the ultimate manifestation of uncertainty during project execution and then will give a reliable picture of the project uncertainty level. Beside technological and environmental sources of uncertainty, the number of surprises also depends on the capability of project organization to detect and identify unforeseeable events through the risk management process. This is what Beauregard (2015) presents in his research study about the risk management performance as reflected by surprises in product development projects. The paper gives a new approach to identify surprises in new product development and confirm their correlation with cost overruns. Harrison and March (1984) reported that the difference of the pre-decision estimated value and its post-decision value, determined after the experience of its consequence, is related to the uncertainty evaluation and can be defined

as post-decision surprises. This means that the uncertainty about project planning decisions should manifest as surprises during project execution. [Thamhain \(2013\)](#) claim that the presence of uncertainty in complex projects create surprises during execution and affect financial performance. [Pickard, Nolan, and Beasley \(2010\)](#) stipulate that uncertainty, if not managed correctly at the planning phase will manifest later as surprising or unexpected changes and reworks. [Parker and Risbey \(2015\)](#) also presented an approach for uncertainty assessment based on surprises. [Tran \(2017\)](#) proposed a new method for identifying surprises based on the k-mean clustering algorithm. This clustering helps mainly distinguish risk from surprises and then separate all events qualified as surprises. Thereby, according to the literature, surprises could accurately reflect the project uncertainty. The *Uncertainty Level*, according to this perspective, is reflected by the rate of these surprises in terms of costs ([Equation 4.1](#)) or simply in terms of numbers ([Equation 4.2](#)).

$$\text{Uncertainty Index1} = \frac{\text{Number of Surprises}}{\text{Number of project activities}} \quad (4.1)$$

$$\text{Uncertainty Index2} = \frac{\text{Cost of Surprises}}{\text{Project Real Cost}} \quad (4.2)$$

The uncertainty Index1 is measured by the number of surprises divided by the number of project activities. It could also be measured by the *Cost of Surprises* (i.e. the total cost generated by surprising events or associated activities) divided by the *Project Real Cost*. The second index is more representative of uncertainty effect on cost, but data for its measurement is not always available. Thereby the *Uncertainty Index 1* will be used in this study. Furthermore, the [Tran \(2017\)](#) study involved the same set of projects used for effort modeling in this paper which helped to get data about the number of surprises to evaluate the uncertainty level according to the Uncertainty Index 1.

The measured index represents the historical uncertainty and might not be appropriate for future projects unless it's adjusted. Uncertainty can be identical from one project to another especially when time distance is not significant and project environment conditions remain

unchanged. But in most cases uncertainty depends on the project itself and its environment. In other terms, it should vary with some uncertainty conditions and factors. In this case, uncertainty measured from historical surprises needs to be adjusted according to the variation of uncertainty conditions. The notion of uncertainty conditions has been used by [Bhuiyan and Thomson \(2010\)](#) to test the design of new product development processes under various conditions of uncertainty. They defined process overlapping and functional integration as uncertainty conditions. [Parker and Risbey \(2015\)](#) also suggested the use of uncertainty conditions to reflect the source of uncertainty. [Bashir and Thomson \(2001a\)](#) used a similar approach when they integrated the eigenvector concept to estimate the productivity of the upcoming project based on the influence of some factors. Many factors could also be defined as uncertainty conditions like the technologies' maturity, the severity of standards and the ambiguity of clients' requirement. The analysis of surprises and their nature should help to identify relevant uncertainty conditions. Thereby, the uncertainty index should be adjusted for the future project according to the changes on uncertainty conditions as follows. Beside the evaluation of uncertainty for future projects, the variation rate allows for the model to be more dynamic as it could be adjusted easily with the eventual variations of uncertainty conditions during planning or execution phases.

$$\text{Uncertainty Index} = \text{Historical Uncertainty Index} * (1 + \text{variation rate in uncertainty conditions}) \quad (4.3)$$

The variation rate in uncertainty conditions is evaluated depending on the defined conditions. For example, the process overlapping and the technology maturity could be evaluated quantitatively while the severity of standards and the ambiguity of clients' requirement evaluation could be based on expert judgment.

4.5.3 Database elaboration

To build effort estimation models, the dataset about the aforementioned drivers or input parameters, was obtained from our industrial partner according to internal experts' assessment of drivers supported by the pre-established grids and guidelines. A total of 46

observations about drivers and current development effort was gathered from historical projects executed within a timeframe of seven years (from 2010 to 2017). In most cases, the assessment of drivers was based on a five-level scale grid while the baseline points for each level were defined from best practices, standards of product development in the aerospace industry, and experts' recommendations. Thus, for the selected projects, a value (from 1 to 5) is granted to each driver by the company internal experts and according to the evaluation grid. The valuation procedure was also supported by relevant information extracted from the company databases. Thus, the grids and guidelines helped to standardize the valuation procedure and mitigate the bias that could result from individual judgment. Furthermore, the evaluation was made by several experts while the granted value was accorded by consensus or voting principle. Thus, we assume that data about drivers that came from different evaluators are reliable and not influenced by their personal perceptions. Therefore, we suppose that drivers (independent variables) are measured with no error.

4.5.4 Modeling techniques

4.5.4.1 MLP Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) is one of the two machine learning techniques selected for use in this research study. ANNs belong to the family of statistical models and are inspired by the way human neural networks process information. As for the human brain, an ANN needs to be trained, or, in other words, needs to store knowledge through a set of training data (Cavalieri et al., 2004). Basically, ANNs' structure or framework is composed of a number of neurons linked by weighted connections (synapses). Thanks to their ability to learn and generalize from previous data (Haykin, 2009), ANNs have been widely used in literature for estimation and regression matters as they are able to model complex relationships between dependent and independent variables. Among various structures and configurations of ANNs, the Multi-Layer Perceptron (MLP) is the most used in the literature for estimation purposes.

Actually, MLPs was first introduced to resolve classification problems; thanks to their propriety of universal approximators, they swiftly evolved to be used as nonlinear regression models. The building block of an MLP is the perceptron or computational units that transform input variables with their associated weights to outputs through the so-called activation function. MLPs structure is characterized, by the organization of neurons in three classes of layers. The input layer is fed by input data and contains a number of neurons equivalent to the number of independent variables, the hidden layers (one or more) are fed by outputs of neurons from previous layers, and the output layer that contain a number of neurons equal to the number of output variables. The transformation function is expressed by the [equation 4.4](#).

$$O_{i,L} = f_L (\sum_{j \in \text{inputs}} W_{j,i,L} * X_{j,L-1}) \quad (4.4)$$

$O_{i,L}$ is the output of the i^{th} neuron of the layer L ; $X_{j,L-1}$ is the j^{th} input from layer $L-1$ and $W_{j,i,L}$ is the associated weight of the connection between the j^{th} neuron of the layer $L-1$ and the i^{th} neuron of the layer L . [Figure 4.3](#) shows the generic structure of the two hidden layers MLP used in this study. The one hidden layer MLP is also used in this study and the performance of different MLP configurations are compared. The optimal configuration (number of hidden layers and number of neurons in hidden layers) is investigated by using a trial and error approach.

The training of ANNs is the process by which the weights are estimated through an iterative procedure to minimize a predetermined error, or objective function, such as the MSE (Mean Squared Error). Hence, ANN training is fundamentally a nonlinear least squares problem, which can be solved using standard nonlinear least squares methods ([Rijwani & Jain, 2016](#)). The training process is guided by an appropriate algorithm. The best known are the feed-forward backpropagation algorithm and the genetic algorithm. For this study, as for most estimation models based on ANN, the backpropagation algorithm is used.

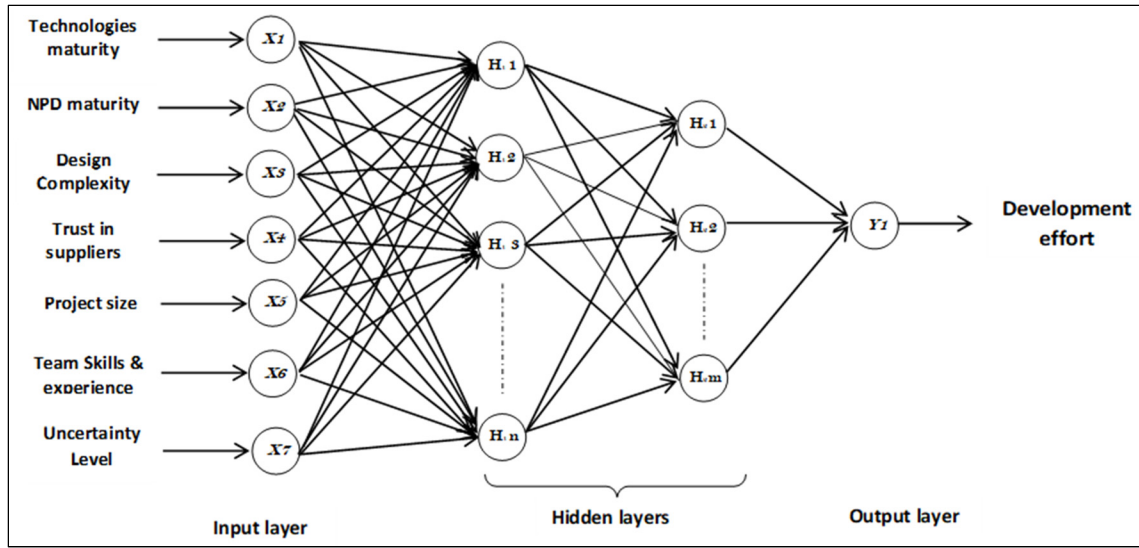


Figure 4.3 Structure of the MLP with two hidden layers

Training is an iterative process. So, records or inputs are processed one at a time (feed forward step). Then, the ANN “learn” by comparing the outputs resulting from the ANN with the known actual outputs. The errors from this comparison are fed back into the network (backpropagation) and used to modify the networks parameters (weights) for the second time around, and so on for a large number of iterations. The training process stops when errors are minimized to acceptable levels. The parameter λ called “learning rate” or “decay parameter” controls the rate of convergence of the algorithm, from iteration to iteration through the [equation 4.5](#).

$$\Delta W_{j,i,L} = \lambda * E_{p,i,L} * O_{p,i,l} \quad (4.5)$$

P : p^{th} iteration

$\Delta W_{j,i,L}$: weight adjustment at layer L

λ : Learning rate

$O_{p,i,L}$: i^{th} output of layer L

$E_{p,i,L}$: signal error of the i^{th} neuron of layer L

The error E at layer L is calculated based on the errors of layer $L+1$ and the output of layer L according to the [equation 4.6](#).

$$E_{p,i,L} = O_{p,i,L} \times (1 - O_{p,i,L}) \times \sum E_{p,j,L+1} * W_{i,j,L+1} \quad (4.6)$$

$\sum E_{p,j,L+1} \times W_{i,j,L+1}$ is the weighted sum of neurons errors at layer $L+1$ that are related to the neuron i of layer L . As the algorithm is a backpropagation, the error is calculated first at the output layer S according to the [equation 4.7](#).

$$E_{p,i,S} = (t_{p,i,S} - O_{p,i,S}) \times O_{p,i,S} \times (1 - O_{p,i,S}) \quad (4.7)$$

$t_{p,i,S}$ is the expected value of the neuron i at the output layer S .

The training process of ANN helps to predict reliable results from complicated or imprecise data ([Vargas, 2015](#)).

4.5.4.2 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) is the second machine learning technique used in this study. The SVM became very popular after the research of Vapnik (Vapnik, 1995a, 1995b) on statistical learning theory. It is basically a nonlinear method based on the transformation of initial data (often non-separable) into a new space of a higher dimension (potentially infinite) through a complex transformation function ϕ . Thus, the likelihood of separable dataset using linear decision boundaries become much higher.

To explain the SVM algorithm, a training dataset $D = \{(x_1, y_1) \dots (x_i, y_i) \dots (x_N, y_N)\}$ is considered where, $x_i \in R^n$ represents an n -dimensional input vector and $y_i \in R$ is the model's output. SVM aims to construct a linear function which approximates the dependence between the inputs and the outputs. The form of this function could be defined by the [equation 4.8](#).

$$F(x) = W^T \cdot x + b \quad (4.8)$$

Where $\mathbf{W}$ is the weighting matrix and $\mathbf{b}$ is the bias. When introducing the transformation function ϕ , the linear function becomes: $F(\phi(x)) = W^T \cdot \phi(x) + b$. The optimal values of the weighting vector and the bias b are defined based on the flatness of the weights and the minimization of the estimation error. The weights optimization method can be formulated by the equation 4.9 as an optimization problem under constraints (Mousavi, Moghaddam, Vahdani, Hashemi, & Sanjari, 2013). For more detail about this optimization problem and SVM method, refer to Mousavi et al. (2013) and Chang and Lin (2011).

$$\begin{aligned} \text{Min } (\alpha, \alpha^*) \quad & \frac{1}{2} (\alpha - \alpha^*)^T Q (\alpha - \alpha^*) + \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \\ \text{s.t.} \quad & 0 \leq \alpha_i - \alpha_i^* \leq C ; \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \end{aligned} \quad (4.9)$$

Where

α and α^* : the lagrangian multipliers,

N : the size of the dataset,

C : the tuning cost upper bound,

ε : regularization parameter called "the insensitive loss",

Q : a positive semi-definite matrix of $N \times N$ dimension $Q_{ij} = y_i y_j k(x_i, x_j)$,

$k(x_i, x_j)$: the kernel function, $k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$,

x_i : the i^{th} vector of input parameters,

y_i : the i^{th} vector of output parameter.

The most used kernel function in the SVM models is the gaussian or the radial basis function (RBF) $k(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$. The other kernel functions are the linear, the quadratic and the cubic.

4.5.4.3 Regression techniques

The regression techniques based on the CER (Cost Estimation Relationship) are the most used in the literature for cost estimation, especially when few parameters of input variables are known. Criticized in dynamic and uncertain environment, the regression techniques are used in this study for comparison purpose. The general form of CER functions is given by [equation 4.10](#).

$$\text{CER}(y) = f(X_i) \quad (4.10)$$

CER can be linear or nonlinear, simple or complex. Four types of CER were chosen for this study: multiple linear regression (MLR), multiple nonlinear regression (MNLR), polynomial regression with 2-degree and polynomial regression with 3-degree. Equations from [4.11](#) to [4.14](#) give respectively the form of these CERs.

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (4.11)$$

$$\hat{Y} = \beta_0 * X_1^{\beta_1} * X_2^{\beta_2} * \dots * X_k^{\beta_k} \quad (4.12)$$

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \lambda_1 X_1^2 + \beta_2 X_2 + \lambda_2 X_2^2 + \dots + \beta_k X_k + \lambda_k X_k^2 \quad (4.13)$$

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \lambda_1 X_1^2 + \theta_1 X_1^3 + \beta_2 X_2 + \lambda_2 X_2^2 + \theta_2 X_2^3 \dots + \beta_k X_k + \lambda_k X_k^2 + \theta_k X_k^3 \quad (4.14)$$

The MNLR ([Equation 4.12](#)) could be transformed in linear CER ([Equation 4.15](#)) if the logarithm function is applied.

$$\ln \hat{Y} = \ln \beta_0 + \beta_1 \ln(X_1) + \beta_2 \ln(X_2) + \dots + \beta_k \ln(X_k) \quad (4.15)$$

$\hat{Y}$ is the estimated effort and X_i are the effort drivers.

4.5.5 Models performance assessment indicators and criteria

The performance of ML predictive models is evaluated according to their accuracy of estimates and the goodness of fit (Greene, 2012). The latter is quantified by the coefficient of correlation (R) which is the square root of the coefficient of determination (R^2) given by the equation 4.16. These coefficients represent the proportion of the variation in output (overrun) that is explained by the variation of the inputs (drivers). A high value of R means that a significant percentage of variance is accounted for and no more variables are required to improve the goodness of fit.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{E}_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^N (\hat{E}_i - \bar{E}_i)^2} \quad (4.16)$$

Where:

$\hat{E}_i$: is the estimated value for project i;

E_i : is the actual value for project i,

$\bar{E}_i$: is the mean value of E_i ,

N: is the number of projects in test dataset used to evaluate the error of the trained models.

The accuracy of estimates is quantified by the error of predictions as measured by the following indicators:

The Mean Square Error (MSE) as formulated by the equation 4.17.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{E}_i - E_i)^2 \quad (4.17)$$

The Mean Absolute Percentage Error (MAPE) as formulated by the equation 4.18.

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{E_i - \hat{E}_i}{E_i} \right| \quad (4.18)$$

The Mean Absolute Error (MAE) that quantifies the total error by averaging the percentage of absolute errors. The MAE is formulated as in [equation 4.19](#).

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |E_i - \hat{E}_i| \quad (4.19)$$

The smaller the values of MSE, MAPE, and MAE metrics, the closer are the predicted values to the actual values. Most tools of ML like Matlab use the MSE to compare models' performance. For this study the MAPE is preferred as it gives the relative error compared to the actual effort. As suggested by the literature on ML, the predictive accuracy must be evaluated on a dataset different from the one used for the training (Hastie, Tibshiranie, & Freidman, 2009). Indeed, the dataset must be divided in three parts: the training dataset, the test dataset and the validation dataset. The accuracy indicators are measured using the test dataset. The prediction's accuracy also reflects the ability of the models to generalize to new data not used for model training. This means that the risk of overfitting, which is a sign of too-high goodness of fit on the training dataset and low goodness of fit on the test dataset, might be mitigated. When the error measured on the test dataset is significantly higher than the error measured on the training dataset, this is a sign of overfitting. The graph of MSE evolution is used in the training process to show the evolution of MSE for training and test datasets. For a successful training, the MSE of the test dataset must converge toward the MSE of the training dataset. Concerning the validation dataset, it's mainly used to determine the value of hyper-parameters like the number of hidden layers, the number of neurons, the learning rate, etc. that optimize the model performance.

4.6 Case study: Modeling with regression, ANNs and SVM

The aims of this section are to train and test different configurations of ANN and SVM and compare the results. Results are also compared to regression techniques. The ML models developed in this study use a dataset composed of forty-six vectors (X_i, Y_i) that represent observations on selected projects. X_i represents input elements (independent variables) for the i^{th} project, also named effort drivers while Y_i is the corresponding effort in man-hours that

represent the output variable. The experiment or modeling process presupposes that the real efforts from historical projects are not affected or biased by inaccurate estimates.

ANNs and SVMs models' training and testing were conducted using Matlab 2020a. The training of ANN and SVM require to pre-set some hyperparameters. Appropriate values of these hyperparameters is critical for the models' performance. However, there is no standard procedure to determine the parameters that optimize the results. Thus, most researchers perform the trial-and-error procedure despite the fact that it requires some luck and is often time-consuming (Chen & Wang, 2007). To the best of the authors' knowledge, the existing software cannot automatically make the selection of optimal parameters in the ANNs process training. To avoid neuron saturation during ANNs training, the input parameters' (drivers) values were normalized to fit the range [0,1] using the formula in equation 4.20.

$$X_{iN} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (4.20)$$

where:

X_{iN} : The normalized value

X_i : is the real value of the parameter

X_{min} : is the minimum value of the parameter in the dataset

X_{max} : is the maximum value of the parameter in the dataset

4.6.1 Training and testing ANNs

ANNs were trained using the feedforward backpropagation algorithm with Levenberg-Marquardt training function in its Bayesian regulation version (Trainbr) for the one hidden layer and the Gradient Descent Momentum training function (Traindgm) for the 2 hidden layers. The use of the "*trainbr*" is motivated by the potential bias in the dataset due to experts' evaluation of drivers. In this case, the Bayesian regulation ensures a better convergence than the classical Levenberg-Marquardt version. The best configuration of ANN as well as the optimal training hyperparameters were empirically determined using the trial

and error as Matlab cannot make the optimal selection of these parameters. A set of ANN's configurations with one and two hidden layers and with different numbers of neurons in each hidden layer were trained and tested as illustrated in [Table 4.1](#). For each configuration, a range of hyperparameters values were tested until obtaining the model convergence and the best prediction accuracy. For this purpose, the experimental dataset was divided into three subsets, namely the training dataset (75%), the test dataset (15%) and the validation dataset (10%). The validation dataset is used to check the convergence and verify the generalization capacity (avoid the overfitting) of models.

The results of training and testing for different configurations were compared based on three performance criteria: the MSE, the MAPE and the overfitting issue. [Appendix 2.b](#) presents the graphs of MSE evolution during training epochs (iterations) while [Table 4.1](#) presents the performance comparison for different configurations. The MSE and MAPE are calculated on the test dataset to reflect the models' performance on new datasets.

Experiments show that for the one hidden layer configuration, the best prediction results are obtained with 11 neurons. In fact, the prediction accuracy, as measured by the MSE on the test dataset, improves (MSE decrease) with the increase of neurons numbers from 10 to 11 from which the accuracy starts worsening gradually. This is mainly due to the overfitting phenomena when the network performs well on the training dataset but less well on the test dataset. The overfitting reported in this study resulted primarily from the limited size of dataset and the number of network parameters, which in turn is related to the number of inputs, the number of layers and the number of neurons in each layer. This is why the overfitting level increased with the number of neurons. In what concerns the two-hidden layer configurations, the overfitting issue is more obvious in every configuration. Results of training and testing show that the 5x3 two hidden layers provide the best performance among all other configurations as it uses the smallest number of neurons in each layer. However, due to the overfitting reported on 2-hidden layer configurations, similar performances on new datasets are not guaranteed. Thereby, a larger training dataset is needed to stabilize the network and prevent the effect of overfitting.

Therefore, for this research study, the results of experiments suggest that one hidden layer MLP with 11 neurons ensure the best performance with a MAPE of **0.1069**. However, from a theoretical point of view, the two hidden layers MLPs should lead to the most satisfactory results and show better performance as they are able to approximate functions of arbitrary dimensions (Gonzalez & Woods, 2018). This assumption presupposes that the training dataset is large enough to avoid the overfitting issue. Otherwise, the number of the network parameters must be reduced by limiting the number of neurons in each hidden layer and/or reducing the number of input parameters (drivers).

Tableau 4.1 Training results for different ANN configurations.

ANN	Nbr of neurons		MSE	MAPE	Regression Coefficient		Overfitting degree	Number of iterations
	Hidden Layer 1	Hidden Layer 2			Training dataset	Test dataset		
1	10	0	0.0063	0,1091	98,59	98,91	☒☒☒☒☒	157
2	11	0	0.0023	0,1069	98,68	98,88	☒☒☒☒☒	268
3	12	0	0.0074	0,1106	98,22	98,35	☒☒☒☒☒	403
4	15	0	0.0115	0,1308	99,07	96,08	☒☒☒☒☒	481
5	18	0	0.0246	0,1554	99,84	88,44	☒☒☒☒☒	754
6	5	3	0.0140	0,1487	97,91	94,77	☒☒☒☒☒	45195
7	6	3	0.0250	0,1762	98,60	91,79	☒☒☒☒☒	27889
8	7	3	0.0290	0,2280	97,80	95,96	☒☒☒☒☒	22018
9	7	5	0.0510	0,2520	98,58	70,89	☒☒☒☒☒	34716

4.6.2 Training and testing SVMs

To train the SVMs, the k-fold cross-validation technique is used in the proposed models. With this technique, the training dataset is divided into k subsets, with each subset contains the same proportion of the data. The k-1 subsets are employed in the training process, while the remaining subset is applied in the testing process. Thus, the training is repeated k times so that each subset can be used in the testing process. For this study, the value of k is set to 5 regarding the limited size of dataset. The cross-validation process gave a more accurate assessment of the model's ability to predict outcomes on new datasets, confirming that the model was not over-fitted (Chen & Wang, 2007).

As reported earlier, the training of SVM models require to pre-set some hyperparameters, especially, the kernel function, the kernel scale γ , the tuning cost upper bound or the Box constraints (C), and the regulation parameters or "the insensitive-loss function" (ϵ). The choice of optimal parameters, as for ANN is a key factor for model convergence and accuracy. As for ANNs, different configurations have been trained and tested using the four different kernel functions (Gaussian, Linear, Quadratic and Cubic). The 5-fold cross-validation was applied for all configurations and the results suggest that the best predictions are obtained with the quadratic kernel. [Appendix 2.c](#) shows the scatterplots of actual versus predicted values for different configurations of SVMs which reflect models' performance or prediction accuracy. In fact, when most of the points lie very close to the line representing the perfect prediction, this indicates a strong prediction capability and model performance. All these configurations use standard or automatic values of parameters C and ϵ . The standard values are fixed by the software while taking into consideration the nature, the range, and the distribution of input and output values in such a way to enhance the models' performance. Therefore, with the standard parameters, models are not far from optimal performance. However, the variation of these parameters might improve the model's results.

Thanks to the "Regression Learner" function in Matlab-R2020a, the choice of optimal parameters is done automatically. The optimization process searches over a range of values for the three hyperparameters: the BoxConstraint (C), the kernel scale γ , and epsilon (ϵ) and applies this search for the different kernel function. The final output of the optimization process is the SVM configuration (kernel function, C, γ and ϵ) that secures the best performance. [Table 4.2](#) shows a summary of SVMs training results with standard hyperparameters and with optimized hyperparameters. [Figure 4.3](#) presents the MSE evolution during the process of hyperparameters optimization.

Tableau 4.2 SVM training results

Training hyper-parameters and models' performance	Standard training						Optimized training
	Gaussian (fine)	Gaussian (Medium)	Gaussian (Coarse)	Linear	Quadratic	Cubic	
MSE	0.0926	0.0356	0.0535	0.0240	0.0150	0.0169	0.0101
MAPE	0.2400	0.1314	0.1711	0.1076	0.0817	0.0910	0.0762
BoxConstraints (C)	Auto	Auto	Auto	Auto	Auto	Auto	0.9387
Kernel function	Gauss	Gauss	Gauss	Linear	Quad	Cubic	Quadratic
KernelScale (γ)	0.66	2.6	11	Auto	Auto	Auto	1
Regulation parameter (ϵ)	Auto	Auto	Auto	0.0361	0.0361	0.0361	0.00037
R-Squared	0.11	0.66	0.49	0.77	0.85	0.84	0.90
Training iterations	59	89	29	99	249	99	759
Training Time (s)	1.0	1.03	0.01	5,19	0.88	0.95	377

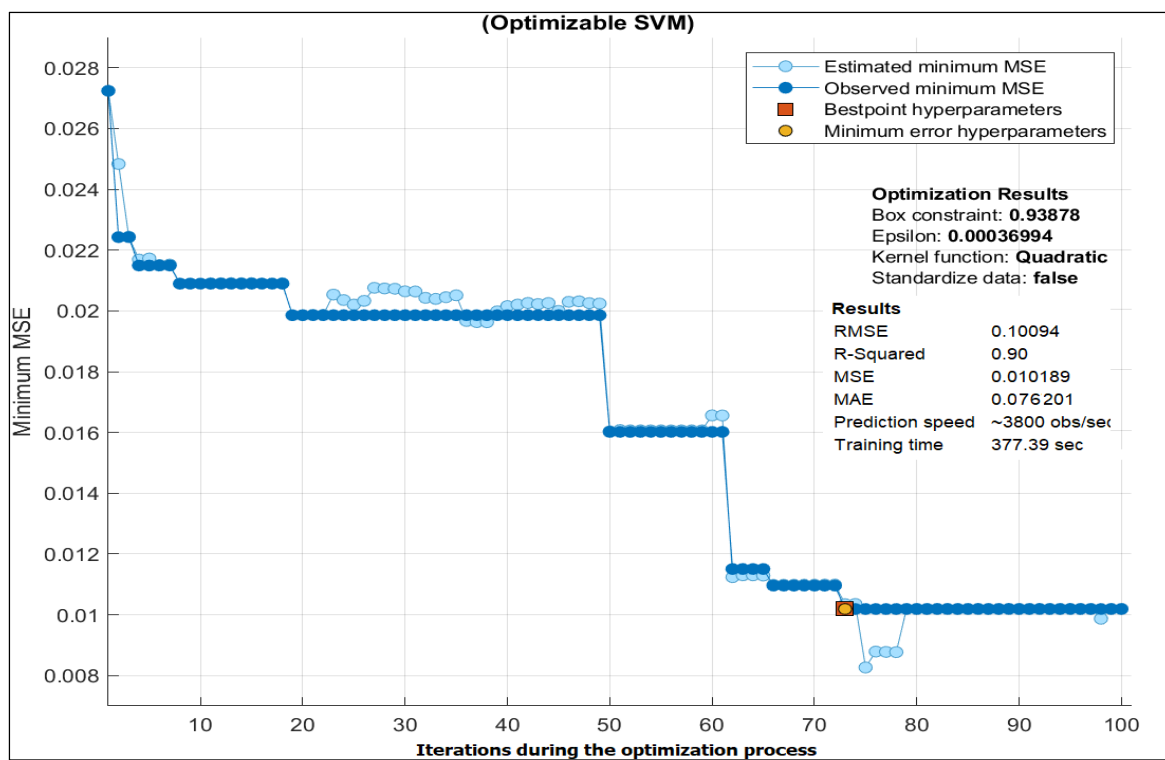


Figure 4.4 MSE evolution during hyperparameters optimization.

4.6.3 Comparison with regression models

The experiment also compared the ML models' performance with the regression techniques, especially multiple linear, multiple nonlinear, and polynomial regression. Equations 18 and 19 present respectively the CERs of the MLR and the MNLR regression techniques. Results show that ML techniques largely outperform the regression techniques. Table 4.4 resumes the result of different regression techniques prediction compared to ANN and SVM. The coefficient of correlation R and the Mean absolute Percentage Error (MAPE) are used to compare the models' performance. Concerning classical assumptions about regression like the normality of errors, the degree of freedom, and the absence of collinearity between the independent variables, they were all validated. The analysis of variance also confirmed the statistical significance of all variables.

$$\text{MLR: } \hat{Y} = 0,0333 + 0,094 X_1 - 0,261 X_2 - 0,035 X_3 - 0,129 X_4 + 0,093 X_5 + 1,106 X_6 + 0,379 X_7 \quad (4.21)$$

$$\text{MNLR: } \hat{Y} = 9,475 * X_1^{-0,369} * X_2^{-0,70} * X_3^{0,048} * X_4^{-0,31} * X_5^{0,445} * X_6^{0,85} * X_7^{0,70} \quad (4.22)$$

Where:

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
Technology Maturity	NPD maturity	Trust in suppliers	Team skills	Design Complexity	Project Size	Uncertainty Level

Tableau 4.3 Comparison between regression and ML models

	Multiple linear regression	Polynomial regression (2 nd degree)	Polynomial regression (3 rd degree)	Multiple Nonlinear regression	Best configuration of ANN	Best configuration of SVM
MAPE (%)	25,11	29,56	24,39	19,29	10,69	7,62
R	0.9276	0,9669	0,9690	0,9692	0,9888	0,9486

4.6.4 The importance of uncertainty from experimental results

The literature shows that the uncertainty is a key concept in aerospace product development. The approach to develop the effort drivers' framework (Jaifer et al. 2020) highlighted clearly the criticality of uncertainty for the dynamic of aerospace product development effort. Therefore, to confirm this fact, the experiment made a comparison between ML training and testing results with and without the use of uncertainty as drivers in modeling and predicting effort. The comparison concerns different configurations of ANNs and SVMs. So, ANNs and SVMs were trained and tested using only six drivers of efforts (excluding the uncertainty level) and the same datasets of 46 observations. Table 4.5 shows the results of this comparison based on the MAPE and the coefficient of regression. The performance based on MAPE drastically degraded when eliminating uncertainty from the list of effort drivers for all ML models. This confirms the importance of uncertainty in modeling and predicting the development effort or cost. Furthermore, in regression models, as shown in equations 18 and 19, the coefficient related to uncertainty (X7) is higher than all other coefficients except the size coefficient (X6).

Tableau 4.4 Comparison of model performance with and without uncertainty as a driver

		ANN-10	ANN-11	ANN-12	ANN-15	ANN-5x3	ANN-6x3	ANN 7x3	SVM-Optimized
MSE	With uncertainty	0.0063	0,0023	0,0074	0,0115	0,0140	0,0250	0,0290	0,0101
	Without uncertainty	0,0288	0,0248	0,0135	0,0399	0,0650	0,1150	0,1020	0,0384
MAPE	With uncertainty	0,1091	0,1069	0,1106	0,1308	0,1487	0,1762	0,2280	0.0762
	Without uncertainty	0,1812	0,1746	0,1679	0,2124	0,2133	0,2895	0,3053	0,1409
R	With uncertainty	98,59	98,68	98,22	99,07	97,91	98,60	97,80	94,86
	Without uncertainty	90,7	88,79	93,64	86,93	78,67	53,47	0,6049	78,10

These results clearly show the impact of uncertainty in effort estimation and confirm its importance in modeling and predicting product development effort in the aerospace industry. This also confirms the claim of the GAO (GAO, 2009) about the failure of cost models which is related to the under estimation of risk and uncertainty. This also confirms the findings of the SEI (SEI, 2011) and other authors (Bhuiyan & Thomson, 2010; Perminova et al., 2008; Stockstrom & Herstatt, 2008) about the impact of uncertainty on cost of product development. To the best of the authors' knowledge, none of the models identified in the literature has used the uncertainty level as drivers for cost or effort modeling and estimating.

4.7 Results interpretation and discussion

Results of regression, ANNs and SVMs training and testing suggest that the optimized SVM ensure the best performance of estimation with an MSE of **0.0101** and a MAPE of **0,762** which could be considered as a very accurate model. The first conclusion about these results concerns the performance of regression models that are too low compared to other techniques. This poor performance is probably related to the mismatch of statistical foundations of regression models with the dynamic of effort in the aerospace industry. In

fact, according to the [ISPA \(2008\)](#), mathematics of least square regression is based on several assumptions about the underlying probability distributions of the dependent variable and probabilistic independence of the observations in the CER data set. This reinforces the worries about the use of regression models in dynamic and uncertain environment as reported by [Ting et al. \(1999\)](#).

In the ANNs models, the configurations with one hidden layer are in general more accurate than those with two hidden layers. The best accuracy is assured by the 11-neuron configuration. One of the interpretations of these results could be related to the limited size of the dataset. In fact, machine learning models, especially ANN, require an extensive dataset during the learning process; otherwise, the issue of overfitting would be noticed. The theoretical foundations of ANNs and SVMs could also justify the prediction performance of the latter on small datasets. In fact, [Smith and Mason \(1997\)](#) claim that ANNs models, thanks to their many free parameters, allows the error on training data to go to zero while the overall performance can be less satisfactory. This fact is confirmed by the training results of ANNs as the MSE for the training dataset is very low for most configurations. This issue of overfitting is more obvious with the increase in the number of neurons.

SVM models, also known as wide-margin separators are based on two principles which are the data transformation toward a higher dimension space to allow for linear separation and the maximization of separation margins. The latter seeks to find the optimal separating border (called the Support Vectors), starting from a training dataset, in such a way as to maximize the margin. This is done by reformulating the problem as a quadratic optimization problem for which there is known and stable algorithms for resolution. These statistical foundations also allow for SVM models to converge fast and makes them less sensitive to the overfitting issue. On the other hand, the training algorithm of neural networks is mainly based on the gradient descent while seeking to optimize the quadratic error. This algorithm depends mainly on the initialization of the network weights and the descent direction. This makes the algorithm vulnerable to be stuck on local minima and requires the reinitializing of

network weights to new values before retraining the network many times until reaching satisfactory results.

Besides the analysis of training results and performance comparison between techniques and their statistical foundations, it is noteworthy to point out some constraints, limitations, and weaknesses to which this study was subjected:

- The list of effort drivers as suggested by the framework of reference (Jaifer et al. 2020) was reduced from sixteen to seven drivers according to experts' judgment and regarding the nature of projects concerned by the dataset. However, the use of all drivers in the framework is highly recommended. This will require an extensive dataset to ensure the coherence of the dataset size and the number of models' parameters.
- The increase of dataset size is also recommended to avoid the overfitting issue reported on ANNs models and ensure better performance. In this study, the performance of ANNs was limited by the dataset size due to the availability of data and constraints of confidentiality. In cost estimating, constituting a large and applicable dataset is rarely possible (Keller et al., 2014) because of the nature and sensitivity of data required.
- The 5-point-level scale used for drivers' valuation could limit the range of insight. Instead, it's recommended to establish a grading valuation system to get better prediction accuracy. This system should be integrated with the company performance system and supported by appropriate tools, processes and resources. This study was based mainly on internal experts' valuation of drivers which may result in biases on the dataset due to personal judgments. To attenuate these biases, the valuation was supported by grids and guidelines. Also, the fact that the valuation was made after the project termination while the drivers' state must be evaluated at the project planning phase could influence the valuation process. For example, the level of trust in

suppliers should reflect this trust at the project start. When evaluating this parameter after projects' termination, events and problems encountered during projects' execution may influence the valuator judgment.

- The valuation of uncertainty was based on historically surprising events. Thereby, this evaluation reflects the historical uncertainty level that was used in training and testing process. However, predicting effort on new projects requires the valuation of uncertainty for future projects. Historical uncertainty gives an idea about the evolution of uncertainty in the company environment and may allow for the determination of uncertainty conditions. Our proposed method to evaluate the future uncertainty is to adjust the historical value of uncertainty based on the potential variation of uncertainty conditions. The definition of appropriate uncertainty conditions is very critical for this purpose.
- The value of current efforts (the outputs of estimating models) used in modeling might be biased by inaccurate estimate at project planning. In fact, the accuracy of effort or cost estimation is a prior condition for budgeting, predicting lead time, scheduling, resource requirement decisions, and overall project planning. Poor estimates should not only impact planning reliability but also project ongoing activities which in turn should significantly increase the development effort.

4.8 Conclusion

Accurate estimates of effort are crucial for product development project planning and execution of ongoing activities. Traditional regression-based estimation models failed to ensure the required performance despite the number of research studies conducted for this purpose. The first aim of this research was to highlight and overcome the main issues of effort estimation in the aerospace product development projects. These issues are related to the choice of effort drivers, the use of appropriate modeling techniques and the integration of

uncertainty as one of the most critical elements in the aerospace product development cost structure.

Based on a previously developed framework of effort drivers (Jaifer et al. 2020), different models were built, trained, and tested using a dataset of 46 product development projects. The aim was to conduct a comparative analysis about estimation accuracy among different modeling techniques and determine the model's configuration that leads to the best performance. Three types of regression models (Multiple Linear, polynomial, and Multiple Nonlinear), nine different configurations of ANNs, and seven configurations of SVMs was concerned by the comparison. The models' performance was evaluated using the MSE (Mean Squared Error), the MAPE (Mean Absolute Percentage Error) and the regression coefficient (R).

The results of the experiment showed that the ML models (ANNs and SVM) outperform largely regression models which reinforce the questioning of regression techniques and its suitability for effort and cost modeling in the aerospace environment. The results also show that the best model in terms of accuracy is the optimized SVM with a MAPE of **7,62%**. Performance of ANNs models remains very acceptable as the number of neurons is low. In fact, the configuration with one hidden layer and 11 neurons ensure the best performance among other configurations with a MAPE of **10,69%**. The study also highlighted the overfitting issue of ANNs models encountered with small size datasets. Such an issue should accentuate as the number of neurons increases. The experiment also interested in assessing the importance of uncertainty in effort modeling through the comparison of estimation with and without the consideration of uncertainty level as effort drivers. The results confirm the criticality of uncertainty in effort modeling as all the models' performance decrease drastically when eliminating the uncertainty level from the list of drivers. For example, the optimized SVM estimation accuracy, as reflected by the MAPE, degraded from 7,62% to 14,09% and the one hidden layer 11-neuron model accuracy degraded from 10,69% to 17,46%.

Finally, the developed models were tailored to a specific dataset and will not guarantee the same prediction accuracy on projects of different natures. The purpose of this study was not to develop universal models for all aerospace product development project. Instead, the aim was to assess the potential of machine learning as a promising technique to model the aerospace cost dynamic and interactions. The study also seeks to highlight and overcome the main issues of effort modeling in the aerospace product development which are related to parameters selection, modeling techniques selection, and uncertainty effect consideration. However, to widely use the developed models, a larger dataset involving aerospace projects of different natures and sizes is required. A larger dataset is also required to allow for the integration of all critical drivers identified in [Jaifer et al. \(2020\)](#) framework and enhance the accuracy of ANNs models especially for the two hidden layers and prevent the issue of overfitting. Furthermore, upon the finding about the importance of uncertainty in effort modeling, opportunities of future research would be about the uncertainty evaluation and measurement in aerospace product development.

CHAPITRE 5

EARLY PREDICTION OF PRODUCT DEVELOPMENT COST OVERRUNS IN THE AEROSPACE INDUSTRY

Rabie Jaifer ¹, Yvan Beauregard ¹, Nadia Bhuiyan ²

¹ École de Technologie Supérieure (ÉTS), Montreal (Qc), Canada

² Université Concordia, Montreal (Qc), Canada

Article soumis pour publication dans « Journal of Aerospace Information System »,
Septembre 2020.

5.1 Abstract

Cost overrun is one of the most critical issues in aerospace product development (PD) projects. Accuracy of estimates is pointed out as the main cause of these overruns. Despite the diversity of estimation approaches and models, aerospace PD projects still suffer from severe overruns. This paper aims to propose a new approach to deal with the issue of cost overrun in aerospace PD which is based on overrun prediction at early stages of PD process with the use of machine learning models and some performance parameters related to technologies, design stability, contractors' performance, risk level, and resource availability. The results show that these parameters, when used in machine learning models, can predict the level of cost overrun with high accuracy.

Keywords:

Aerospace Product development, cost overrun prediction, computational models, decision making

5.2 Introduction

Preliminary cost estimates are the main inputs for critical financial decisions and activities planning in PD projects. How accurate are these estimates will have significant effects on project execution and performance. In the last three decades, researchers and practitioners recognize the importance of early planning reliability, especially the accuracy of cost estimates, for project success (Dvir, 2005). Thus, emphasis was put on estimation approaches and models (Alexander, 2018; Bashir & Thomson, 2000; Bazeghi et al., 2005; Budiono & Lassandy, 2018; Chwastyk & Kołosowski, 2014; Giri, 2012; Jacome & Lapinskii, 1997; A. M. Salam, 2007). In the aerospace industry, The National Agency for Space & Aeronautics (NASA), as one of the main actors in this sector has deployed significant efforts to develop methodologies and tools for cost estimation. The cost estimation handbook (NASA, 2015) is an example of these efforts' outcomes. Despite these efforts, aerospace programs continue to experience substantial cost and schedule overruns. The US space programs exceed initial cost estimates by an average of more than 45% (Keller et al., 2014). According to a survey involving 29 experts in aerospace PD, the cost overrun exceeds 25% for 65% of projects. The US Government Accountability Office GAO (2009) attributes these overruns to inaccurate expectation about risk and costs. Other factors like suppliers' performance (Mark et al., 2014), technology maturity (Adoko et al., 2015; Alexander, 2018; Meier, 2008), technical complexity (Bashir & Thomson, 2001b; Xu & Yan, 2006) and lack of sufficient information about the product configuration and customers' requirements were also targeted as causes of cost overrun.

In its efforts to help prevent and control the cost and schedule overruns the US Government, through the GAO, initiates an annual assessment of large-scale government defense and aerospace acquisition programs. This endeavor takes the form of quantitative and qualitative evaluation of key performance factors they believe should have an impact on overruns. Results are summarized at the GAO annual reports published in narrative form starting from 2009 and available in the GAO website (<https://www.gao.gov/reports-testimonies>). The

objective is to justify experienced overruns and essentially to predict potential ones as early as possible and update budgets.

The GAO evaluation approach highlights the need for a reorientation from the estimation accuracy perspective toward a control perspective to deal with the issue of cost and schedule overruns. This is also coherent with [Keller et al. \(2014\)](#) recommendation to move away from the paradigm of cost estimation to a new paradigm of cost control. This approach is mainly based on estimation updates according to performance measurement during project execution. Thus, the PD team has to ascertain, assess, and follow-up on some factors and drivers to keep cost and schedules overruns under control.

Traditionally, the "Earned Value Analysis" is one of the most popular approaches for cost and schedule control and updates ([Titov, Bubnov, Guseva, Lyalin, & Brikoshina](#)). Inspired from the EVA, the "measured mile" method is very common in construction projects. Nevertheless, this method doesn't support disruption in activities' flow and progress, neither the changes in project scope nor surprising events or productivity variation during execution ([Eden et al., 2005](#)). Furthermore, the measured mile approach only reports project progress and predicts overruns with no regards to the actions and measures undertaken to enhance proficiency and bring progress under control. These constraints limit the potential of measured mile uses for the aerospace projects especially due to the presence of a high level of uncertainty and changes in project environment.

The first aim of this research is to support the paradigm of cost control by proposing a new approach for overrun level estimation through the assessment of some key performance indicators during the early steps of PD. Inspired by the GAO annual assessment of government large-scale projects, the study goes beyond the qualitative evaluation of PD performance factors influencing overruns. Instead, it seeks to develop Machine Learning (ML) based models to accurately estimate these overruns. In fact, the main objective is to develop Artificial Neural Network (ANN) and Support Vector Machine (SVM) models for an early prediction of cost overrun. These models use drivers or inputs mainly from

performance parameters targeted in the GAO reports as potential early warning signs of cost overrun. Data about drivers are extracted from the GAO reports between 2009 and 2019, in some cases by transforming narrative information and qualitative data about performance evaluation to quantitative data using a pre-established grid of evaluation. Predictive models developed in this study remain valuable for any PD project in the aerospace industry. However, leveraging or adapting drivers or their evaluation criteria may be required depending on projects' nature, context and objectives.

The following section presents the context of the study while Section 2 reviews the potential use of performance factors and their relevance for driving the cost overruns in the aerospace industry. Section 3 presents the research methodology including theoretical foundations of ML models as estimating tools. The following section presents the results of models' training and performance. Conclusion and recommendations about the models' uses are given in Section 5.

5.3 Context of the study

[Trost and Oberlender \(2003\)](#) reported that lack of information is one of the most important factors influencing estimates at the planning phase. As this fact characterizes especially the aerospace PD projects due to the high level of complexity, risk, and uncertainty resulting from the particular factors and conditions of this industry, estimates will rarely be as accurate as required. Thereby, a new approach to control overruns is needed.

5.3.1 PD in the aerospace industry

The PD environment in the aerospace industry is very particular, especially with the implication of a large number of stakeholders, including in most cases the government. For these reasons and regarding the nature of aerospace products, regulations and laws are very strict. Despite the diversity of stakeholders, the one customer product is very common in the aerospace business model. In fact, aerospace products are in general developed for one or

very specific customers. This restricted market constraint prevents aerospace companies from exploring the lever of economies of scale which should allow the amortization of R&D cost and lead to a low-cost product unit. Unfortunately, in the aerospace industry, this is not possible and PD cost has a great impact while the market risk is very high.

Furthermore, the competitive dynamics of the aerospace sector and customers' requirements evolution enforce most companies to continuously bring significant improvements to the performance and capabilities of their product which leads to a fast evolution of technologies. Thus, aerospace companies seek to be at the forefront of technological innovation, develop products with next-generation technologies that they should mature during the PD cycle (Boyd, 2016). This creates a sort of technological complexity during the PD process. Product multidisciplinary and issues of technology integration intensify this complexity.

Besides technologies and market issues, aerospace products are developed through a complex system of processes, tools, and resources. The diversity of uncertainty sources and its high level intensify this complexity and make it more difficult to plan activities with the required accuracy, especially cost and schedule estimations. Even with the abundance and variety of estimation models, aerospace PD projects continue to largely exceed the planned cost. Thus, it is obvious that some things could have been done differently other than focusing only on estimation accuracy. In its endeavor to control cost and schedule overruns of government acquisition projects, the US government established a new law in 1983 called the Nunn McCurdy act. This act defines the cost and schedule overrun regime and its requirements for large-scale defense and aerospace government acquisition projects (Schwartz & O'Connor, 2016). Following this law, the GAO proceeds to an annual assessment of NASA and the Department of Defense (DoD) acquisition projects using project performance indicators and their impact on cost and schedule overruns. Flyvbjerg (2014) claim that the issue of cost and schedule overruns in aerospace PD is not restricted to projects of specific natures or sizes, neither related to specific countries.

5.3.2 The need for a cost overruns predictive model

Flyvbjerg (2014) pointed out that cost overrun, and schedule growth are the most defining characteristics and key challenges of aerospace PD projects that require innovative methods and tools to mitigate other than the classical approaches based on estimation accuracy. This is also supported by the fact that accurate estimation is only possible in an environment where information is complete and certain (Ahiaga-Dagbui & Smith, 2014). Unfortunately, this is not the case of the aerospace PD environment. Keller et al. (2014) argue about the need for a better approach to confront the issue of overruns in the aerospace industry. As an alternative to the estimation approach. Meier (2008) emphasizes the need to investigate critical factors of performance drivers that should have significant impacts on cost overrun in US government large-scale defense projects. T. Williams, Klakegg, Walker, Andersen, and Magnussen (2012) were among those who advised on the uses of performance indicators as relevant early warning signs that could be leveraged to avoid project failure or to mitigate cost overrun. This is coherent with Keller et al. (2014) recommendation to move away from the paradigm of cost estimation to a new paradigm of cost control.

Thus, project and senior managers need leading performance indicators that have the potential to go beyond the classical tracking of activity progress and could statistically explain the dynamic of cost growths to predict the overrun level. Whereas, for the overrun prediction to be efficient, it is of significant importance to dynamically manage the cost control system. In fact, the dynamic management of cost control requires a performance assessment system with appropriate tools, resources, and processes that provide it with the capability of predicting overruns and help in update estimations through future state control mechanisms (Caron, Ruggeri, & Merli, 2012). Furthermore, the performance assessment outcomes should inform subsequent decision-making about cost, and budgeting. What this illustrates is the relevance of predictive models based on performance indicators for cost overrun control in aerospace PD.

The GAO assessment of NASA and DoD large-scale projects follow this orientation of using a control approach based on performance indicators to manage and predict the issues of cost overrun. GAO annual reports summarize the assessment of relevant performance parameters using criteria and thresholds, established from GAO and NASA best practices for successful development of complex systems, while aiming to control overruns. However, these reports do not provide tools, or methodologies to quantitatively predict overruns.

To the best of the authors' knowledge, there is no research study in the literature that tried to predict or estimate the level of cost overrun in product development. The few research initiatives focused basically on determining the possibility of overruns with no care to their levels. They used logistic regression ([Adoko et al., 2015](#)), neural network classifiers ([Ko & Cheng, 2007](#); [Wang et al., 2012](#)) or support vector machine ([Cheng & Wu, 2008](#)) with the aim to predict the success of projects in terms of planned cost respect. In other words, to predict if the projects will or will not have overruns. Yet, if the level of overrun is estimated with a good degree of accuracy at early stages of product development, this would help to update budgets, re-planning activities, reallocating resources and then preventing more overruns.

In short, overrun prediction is of critical importance in aerospace PD. Nevertheless, performance assessment is a real challenge due to ambiguity about influencing factors and parameters in aerospace PD projects. Moreover, uncertainty and risks which are among the most critical factors in the performance system are difficult to control through the current analytical models like the earned value ([Thamhain, 2013](#)). Furthermore, the involvement of multiple partners and contractors in aerospace PD accentuates the complexity and challenges with the performance assessment system.

5.4 Performance factors and overrun prediction

Regarding the relevant performance factors to be considered in an early predictive system of cost overrun, this study leverages the assessment system used by the GAO to control the cost

overrun of NASA and DoD large-scale projects. The GAO uses mainly five performance parameters to assess and control the compliance with cost overrun requirements of the Nunn McCurdy act. This concerns the technology readiness level (TRL), design stability, contractors' and partners' performance, funding issues, and complexity of heritage technologies. The latter reflects the technical complexity of adapting and integrating old technologies with the new solution in terms of fit, form, and function. Besides these parameters, [GAO \(2009\)](#) also attributes cost overrun to inaccurate expectations about risks. As the GAO assessment reports are narrative in nature, these performance parameters are not used as drivers that are directly correlated with cost overrun, instead, they are considered as early warning signs of overruns.

The aforementioned performance parameters have been also cited in the literature as relevant for cost overrun prediction. [Biltgen, Ender, and Mavris \(2006\)](#) suggested technology-based metrics and system performance metrics as relevant for cost overrun prediction. [Magnaye, Sauser, Patanakul, Nowicki, and Randall \(2014\)](#) propose a technology maturity roadmap approach to drive the project management of complex system development. This indirectly points out the relevancy of technology maturity for any system of cost or cost overrun management. [Vanek, Jackson, and Grzybowski \(2008\)](#) identify the elements that quantify the impact of the systems engineering process and milestone events as appropriate for cost overrun prediction. [Volkert, Stracener, and Yu \(2014\)](#) reported the importance of risk modeling and performance tools to monitor complex projects in US defense acquisitions. [T. Williams et al. \(2012\)](#) consider risks as the most obvious source of early warning signs; they also identify the availability of resources as a relevant early warning sign for project success in terms of cost respect. They also recognize the importance of the awareness of the project environment to detect the early warning signs of overruns. This highlights the impact of partners' and suppliers' performance on overruns.

To enhance their relevance for cost overrun prediction, the performance parameters should be managed within a performance management system supported by appropriate resources and processes. According to [Adoko et al. \(2015\)](#), this performance management system could

be effective in cost overrun only if it is not limited to qualitative assessment. Instead, he suggests the use of quantitative and multivariate predictive models. At last, [Meier \(2008\)](#) recommends the conduct of analytical studies and assessments early in the project life cycle to appreciate the significance of system performance and cost indicators.

The summary of this literature overview strengthens the relevance of performance indicators used by the GAO as early warning signs and the need for quantitative assessment, analytical studies and modeling early in the project life cycle to predict or estimate the level cost overrun.

5.5 Research methodology

The problem of estimating cost overrun is basically a problem of predicting project performance. The literature suggests that statistical techniques such as regression models and ML techniques could effectively and successfully be applied to the prediction of project performance in general ([Curran et al., 2004](#); [D. Y. Kim, Han, Kim, & Park, 2009](#); [Ko & Cheng, 2007](#); [Ling, Low, Wang, & Egbelakin, 2008](#)). Despite the popularity of regression techniques in cost estimation of hardware PD, [Wang and Gibson \(2010\)](#) claim that ML models ensure more accurate predictions than regression ones. ML techniques are not yet very widespread in the aerospace sector. However, its conclusive results for estimating development costs in other sectors ([Bhatnagar et al., 2010](#); [Bode, 2000](#); [Dave & Dutta, 2011](#); [Lopez-Martin, 2011](#); [López-Martín, 2015](#); [Rijwani & Jain, 2016](#)) and estimating in a context of complexity and uncertainty ([Caputo & Pelagagge, 2008](#); [Hippert & Taylor, 2010](#); [Vargas, 2015](#); [Xu & Yan, 2006](#)) motivate the exploration of their prediction capability for the estimation of cost overrun in aerospace PD. Thus, this study uses ANNs and SVMs to model the relationship between drivers of overrun (also qualified as early warning signs of overruns) from one side, and the overrun level (the difference between planned and actual cost) from the other side. [Figure 5.1](#) shows the research methodology steps to implement the selected ML models.

ML models in this study are built and tested with data collected exclusively from GAO reports. In the rest of this section, an overview of selected ML techniques is presented as well as a detail description of models' drivers or input parameters, the assessment criteria for their valuation, and the related dataset.

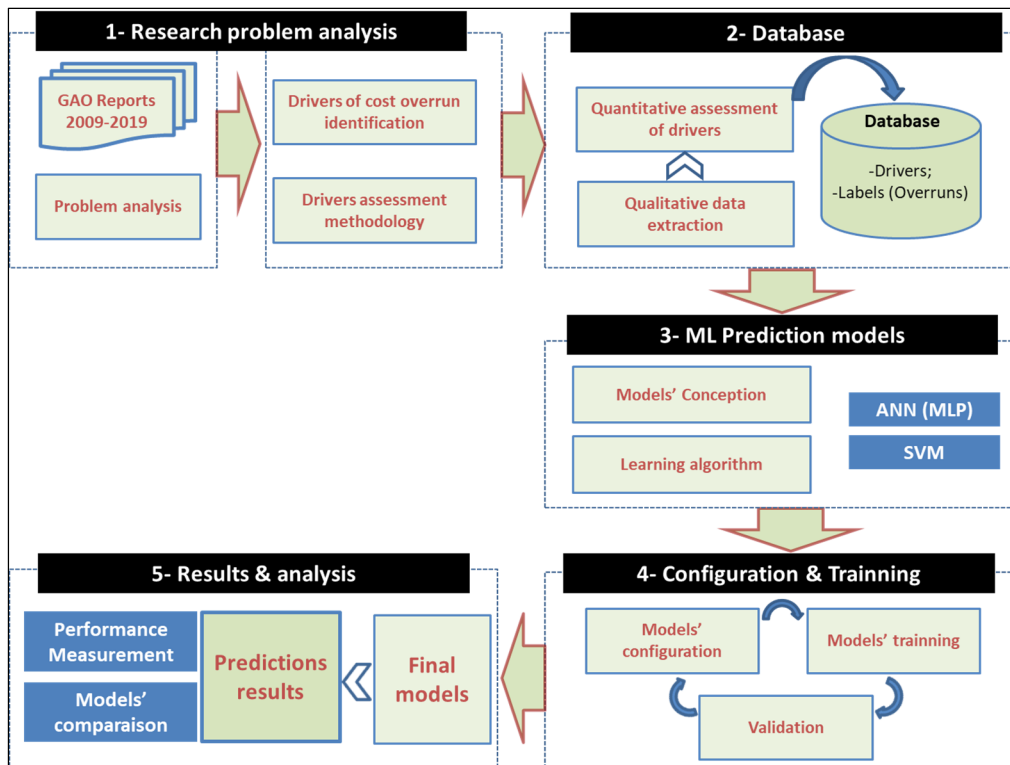


Figure 5.1 Research methodology

5.5.1 Drivers identification and assessment

As reported previously, drivers of cost overrun used in this study are extracted by leveraging performance parameters used by the GAO for the assessment of large-scale acquisitions of NASA and DoD. The relevance of these parameters is also supported by the literature. The GAO considers that these factors – characterized as project challenges – can lead to cost growth (GAO, 2010). Furthermore, The GAO has validated and matured the use of these parameters and their evaluation criteria through eleven years of NASA and DoD projects' assessment. In addition to the five performance parameters used by GAO, three other factors

were judged as important to be integrated into the list of overruns drivers due to their potential to increase the complexity and then affect cost overrun. This concerns the risk level, the number of critical technologies, and the project size. With no doubt, risks are one of the most important sources of cost growth in new PD (GAO, 2009) and its integration as cost overruns drivers is very worthwhile. The number of critical technologies and the project size should have direct bearing on cost growth as they are identified in the literature as drivers of complexity in PD (Ameri et al., 2008; ElMaraghy et al., 2012; Tetsuo Tomiyama et al., 2007) and then could be relevant as overrun drivers. Data about these last three parameters are also available in GAO reports. The following are short descriptions of identified drivers of overruns and their assessment criteria as suggested by the GAO.

Technology maturity:

This parameter refers to the technology readiness level (TRL) of critical technologies. TRL is a 9-level scale measure that NASA devised first and became later a standard in technology maturity measurement. According to GAO (2009) recommendations, all critical technologies of the developed system should reach a TRL of 6 by the critical design review. This is also a requirement of the NASA system engineering policy (NPR 7123.1). They believe that the achievement of this requirement may avoid costly redesign and schedule delay. In other words, this may avoid overruns. These GAO and NASA requirements about the TRL level are used as the basis to define criteria (table 5.1) for the assessment and scoring of the technologies' maturity parameter.

Technical complexity:

Technical complexity reflects the degree of difficulty related to the integration of heritage -or pre-existing technologies with the new system requirements and function standards. The NASA *System Engineering Handbook* suggests that particular attention must be given to heritage technologies because they are often used in architecture and environment different from those in which they are designed to operate (GAO, 2010). Thus, the assessment of this parameter is associated with the complexity level and scope of technical modifications and changes required to integrate the heritage technologies with the system under development

([table 5.1](#)), especially when heritage technologies are being used in a different form, fit or function from their original uses.

Design stability:

In PD, design stability is critical for meeting performance requirements. Unstable design can result in costly re-engineering and rework efforts, design changes, and schedule slippage ([GAO, 2009](#)). It thereby represents a relevant driver of cost overrun. According to GAO's best practices, design stability is reflected by the percentage of drawing release at *Critical Design Review (CDR)*; a release of at least 90% of engineering drawing at CDR is a piece of evidence that the design is stable. The GAO experience with PD best practices shows that releasing at least 90 percent of engineering drawings by the time of CDR lowers the risk of projects experiencing design changes that can lead to cost growth. This criterion is leveraged to assess the design stability parameter based on the percentage of engineering drawing release at CDR as shown by the grid of [table 5.1](#).

Risk level:

The risk level parameter refers to all potential events and challenges that could impact the likelihood of meeting the planned cost. Risks have always been cited as the main cause of failure to meet cost targets. The nature of aerospace PD activities makes them particularly predisposed to risks and uncertainty. GAO assessment reports point out all potential risks emanating from program challenges: technology challenges, design challenges, partners and contractors' challenges and funding challenges. The extent of these risks and potential impacts on cost and delays are narratively specified. In general, this concerns those risks that emerge during preliminary phases of project execution. The GAO qualitative data about risks are explored and supported by an evaluation grid ([Table 5.1](#)) to assess the risk parameter.

Contractors and partners performance:

Contractors and partners' performance refer to the performance and capability of strategic contractors and partners to meet their commitments within planned timeframes and costs. As most projects of interest in this study rely heavily on the works of contractors and in many

cases on the work of some partners, the performance of these key stakeholders is instrumental to project success. Many factors that affect the potential performance of these stakeholders are, among others, historical events (evaluated in frequency and effects) and previous experiences. As information about these factors is not always available in GAO reports, the assessment of this factor mostly relies on current issues experienced by the stakeholder as well as its own experience with technologies and products under development. Current issues are evaluated according to their extent and severity. [Table 5.1](#) shows the evaluation grid of the contractors and partners' performance parameters.

Resource availability issues:

Projects experiencing issues related to the availability of financial or/and human resources are most likely forced to shut down significant works and interrupt the overall flow of project activities. According to the NASA project official, this disruption leads to schedule delay and cost growth. In most cases, financial issues in aerospace projects are associated with budget cuts due to strategic constraints, environmental constraints or portfolio prioritization constraints ([GAO, 2009](#)). As financial issues are not uncommon in aerospace projects, especially in large-scale ones, this parameter must be considered in overrun estimation. In what concerns human resource availability issues, their frequency of occurrence is very low while their impacts on cost are substantial. They are rather related to the availability of skilled and qualified resources. The assessment grid of the resources' availability parameter is given in [Table 5.1](#).

Project size:

Many research studies established both qualitative and statistical relationship between project size and cost overruns ([Park & Papadopoulou, 2012](#)). Unlike the above-mentioned parameters or early warning signs that have a direct link to cost overrun, the project size could have an impact on overruns, in some cases, through the influence of other parameters. Indeed, the same financial issue, for example, could have higher impacts on overruns for large-scale projects than for medium-scale projects. The valuation of project size is basically done through some factors like the number of product components ([Mark et al., 2014](#); [Relich](#)

& Pawlewski, 2018); the number of requirements (Dale & Barnaby, 2015; Relich & Pawlewski, 2018); the number of product functions (Bashir & Thomson, 2000; Schuh et al., 2016); the number of technologies (ElMaraghy et al., 2012), etc. From GAO reports, data about the initial project budget could reflect the project size with acceptable reliability. So, these data about the initial budget are leveraged to define the project size value according to the valuation grid in [Table 5.1](#).

Number of critical technologies:

GAO is aware of the average number of reported critical technologies per project and considers it as a relevant parameter to be followed. This number declined from 4.9 in 2009 to 2.5 in 2018 for NASA assessed projects. GAO considers the minimization of the number of critical technologies as an objective to be achieved in order to increase the likelihood of successful project execution. This implies that projects with a low number of critical technologies are more likely to respect their planned cost and schedule. Critical technologies refer to the inevitable technologies that are needed to address and meet customers' needs. The number of critical technologies is an appropriate driver for overrun estimation. Unlike other input parameters that are evaluated by leveraging some criteria according to an evaluation grid, the number of critical technologies is directly used as an input parameter in overrun modeling.

5.5.2 Presentation of ML estimation techniques

Multilayer Perceptron Neural Network

ANN is one of the two ML techniques selected for use in this research study. ANNs belong to the family of statistical models and are inspired by the way human neural network process information. As for the human brain, an ANN needs to be trained, or, in other words, to store knowledge through a set of training dataset (Cavalieri et al., 2004). Basically, ANNs' structure is composed of a number of neurons linked by weighted connections (synapses). Thanks to their ability to learn and generalize from previous data (Haykin, 2009), ANNs have been widely used in literature for estimation and regression matters as they are able to

model complex relationships between the dependent and independent variables. Among various structures and configurations of ANNs, the Multi-Layer Perceptron (MLP) is the most used for estimation purposes. MLPs were first introduced to resolve classification problems; thanks to their propriety of universal approximators, they swiftly evolved to be used as nonlinear regression models. The building block of an MLP is the perceptron or computational units that transform input variables with their associated weights to outputs through the so-called activation function. MLPs structure is characterized, by the organization of neurones in three classes of layers. The input layer that is fed by input data and contains a number of neurons equivalent to the number of independent variables, the hidden layers (one or more) are fed by outputs of neurons from previous layers, and the output layer that contains a number of neurons equal to the number of output variables. The transformation function is expressed in [equation 5.1](#).

$$O_L = f_L \left(\sum_{i \in \text{inputs}} W_{L,i} * X_{L,i} \right) \quad (5.1)$$

Where $X_{L,i}$ are input variables from layer L and $W_{L,i}$ are their associated weights. [Figure 2](#) shows the generic structure of the two hidden layers MLP used in this study. The one hidden layer MLP is also used in this study and the performance of different MLP configurations are compared. The optimal configuration (the number of hidden layers and the number of neurons in hidden layers) is investigated using a trial and error approach.

The training of ANNs is the process by which the weights are estimated through an iterative procedure to minimize a predetermined error, or objective function, such as the MSE. Hence, ANN training is fundamentally a nonlinear least-squares problem, which can be solved using standard nonlinear least-squares methods. The training process is guided by an appropriate algorithm. The best known is the feed-forward back-propagation algorithm and the genetic algorithm. For this study, as for most estimation models based on ANN, the back-propagation algorithm is used. Training is an iterative process; so, records or inputs are processed one at a time (feed-forward step). Then, the ANN "learns" by comparing the outputs resulting from the ANN with the known actual outputs. The errors from this

comparison are fed back into the network (back-propagation) and used to modify the network's parameters (weights) for the second time around, and so on for a large number of iterations. The learning process stops when errors are minimized to acceptable levels. A parameter λ called "learning rate" or "decay parameter" controls the rate of convergence of the algorithm, from iteration to iteration through the [equation 5.2](#).

$$\Delta W_{i,j,L} = \lambda * E_{p,i,L} * O_{p,i,L} \quad (5.2)$$

P : p^{th} iteration

λ : Learning rate

$O_{p,i,L}$: i^{th} output of layer L

$E_{p,i,L}$: signal error at i^{th} neurone of layer L

This learning process help to predict reliable results from complicated or imprecise data ([Vargas, 2015](#)).

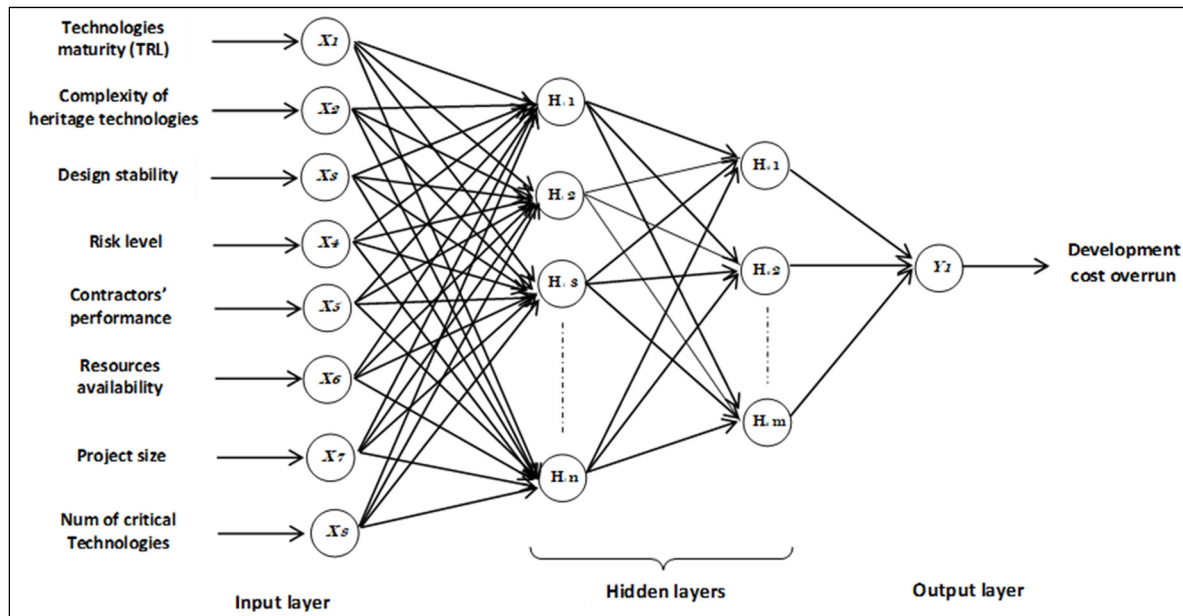


Figure 5.2 Structure of the MLP with two hidden layers

Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) is the second ML technique used in this study. The SVM became very popular after the research of Vapnik (Vapnik, 1995a, 1995b) on statistical learning theory. It is a nonlinear method based on the transformation of initial data (often non-separable) into a new space of higher dimensions (potentially infinite) through a complex transformation function ϕ . Thus, the likelihood of a separable dataset using linear decision boundaries becomes much higher.

To explain the SVM algorithm, a training dataset $D = \{(x_1, y_1) \dots (x_i, y_i) \dots (x_N, y_N)\}$ is considered where, $x_i \in \mathbb{R}^n$ represents a n-dimensional input vector and $y_i \in \mathbb{R}$ is a scalar output (model output). SVM aims to construct a linear function that approximates the dependence of the output on the inputs. The form of this function is defined by equation 5.3:

$$F(x) = W^T \cdot x + b \quad (5.3)$$

Where W is the weighting matrix and b is the bias. When introducing the transformation function ϕ the linear function becomes: $F(\phi(x)) = W^T \cdot \phi(x) + b$. The optimal values of the weighting vector and the bias b are defined based on the flatness of the weights and the minimization of the prediction or estimation error. The method for weights optimization can be formulated mathematically as an optimization problem under constraints (Equation 5.4). For more detail about this method, refer to Chang and Lin (2011) and Mousavi et al. (2013).

$$\begin{aligned} \text{Min } (\alpha, \alpha^*) \quad & \frac{1}{2} (\alpha - \alpha^*)^T Q (\alpha - \alpha^*) + \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \\ \text{s.t.} \quad & 0 \leq \alpha_i - \alpha_i^* \leq C ; \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \end{aligned} \quad (5.4)$$

where,

C: the tuning cost upper bound,

ε : a regularization parameter called "The insensitive-loss function",

Q: a positive semi-definite matrix of $N \times N$ dimension, $Q_{ij} = y_i y_j k(x_i, x_j)$

$k(x_i, x_j)$: the kernel function, $k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$.

The most used kernel function in the SVM models is the Gaussian or the "Radial Basis Function (RBF)" $k(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$. The other kernel functions are, the Linear, the Quadratic and the Cubic functions.

5.5.3 Database elaboration

The dataset of the aforementioned input parameters, considered as overrun drivers, is obtained from the GAO assessment of NASA and DoD large-scale project reports. Basically, the GAO assessment framework of these parameters is based on a binary outcome of "achieved" and "not achieved". In fact, for most of these parameters, assessment criteria are established from best practices to judge if a pre-set warning threshold is reached. In this case, the outcome is "achieved"; otherwise the outcome is "not achieved". For example, as a best practice, all technologies must reach a TRL of 6 by the preliminary design review (the end of the project formulation phase). Thus, for projects that all technologies attained a TRL of 6, the criteria related to technology maturity are considered as achieved; otherwise, the criteria are considered as not achieved. The GAO assessment outputs do not give much importance to the extent to which the criteria are nearly achieved or far from being achieved. Therefore, the binary framework assessment can be influenced by bias. Despite this binary perspective, GAO narrative reports provide detailed qualitative and quantitative information to assess the extent to which the criteria are achieved like the number of technologies that have reached TRL of 6 versus those that have not. Therefore, for most of the performance parameters, the available data on GAO reports provide enough elements for a grading evaluation. Besides data about parameters assessment, GAO available information in GAO reports includes also the planned and actual cost which allows for the overrun's measurement (models' output).

The extraction of the relevant information and data about performance assessment is performed in order to construct a quantitative dataset about models' inputs and outputs. For this purpose, the assessment criteria and thresholds, as defined by the GAO, were leveraged to develop an evaluation grid for each driver. The aim is to transform the narrative, qualitative and quantitative, information enclosed in GAO reports to a standardized

quantitative data about drivers to allow for a range of values for every driver instead of a binary evaluation. The evaluation grid is elaborated by a team of researchers experienced in the aerospace industry and validated by an expert in aerospace PD. The grid is based on a 5-point Likert scale and the baseline points for each level in the scale are defined by leveraging the GAO criteria and by taking into consideration the range of possible values. [Table 5.1](#) summarizes the evaluation grid for every driver.

The extracted dataset concerns projects assessed during the period from 2009 to 2019 and includes a total of 61 projects from which 46 are NASA and 15 are DoD projects. As the focus of this study is on the aerospace industry, the selected DoD projects should have an aerospace nature. This is why the number of NASA projects is largely superior. Despite the fact that GAO reports encompass a larger number of assessed projects, only projects that have the potential to provide the required data for the drivers' evaluation regarding the established grid are selected. Criteria for project selection are (1) the availability of data on all drivers; (2) the project already achieved the development phase since the focus of this study is on the development cost overrun and not the overall project cost overrun; (3) an aerospace nature for DoD projects.

For all selected projects, a value (from 1 to 5) is granted to each driver according to the evaluation grid and the relevant information extracted from GAO reports. To manage the bias that could result from individual judgment (one-person perception), the valuation is made by at least two evaluators with the condition to reach a consensus about values granted to each driver. Otherwise, a third evaluation is required. A consensus of at least two evaluators must be reached for each driver in each project. Otherwise, the mean value is considered. Furthermore, the project's official and GAO provide interpretations and reasons about the performance assessment outcomes that are taken into consideration to mitigate bias related to our scoring methodology.

Tableau 5.1 Evaluation grid for models' input parameters (Drivers)

Parameter	Assessment criteria	Level	Assessment grid and guidelines
Critical technologies maturity	percentage of technologies with TRL ≥ 6 by the Preliminary design review (PDR)	5	All technologies have a TRL ≥ 6
		4	75-99% of technologies have a TRL ≥ 6
		3	50-74% of technologies have a TRL ≥ 6
		2	25-49% of technologies have a TRL ≥ 6
		1	0-24% of technologies have a TRL ≥ 6
Design stability	Percentage of engineering drawing released by the Critical Design Review (CDR)	5	$\geq 90\%$ of engineering drawing released by the CDR
		4	70-89% of engineering drawing are released by the CDR
		3	50-69% of engineering drawing are released by the CDR
		2	25-49% of engineering drawing are released by the CDR
		1	0-24% of engineering drawing are released by the CDR
Technical complexity	Level of complexity or the extent of modification required to adapt heritage technologies to new product requirements	5	Major changes are required to adapt several or all heritage technologies
		4	Major changes to adapt some technologies or moderate changes to several or all heritage technologies
		3	Major changes limited to a restraint number of technologies or moderate change to some technologies
		2	Moderate changes to a limited number of technologies
		1	No modification is required. All heritage technologies are adapted to new product functionalities
Risk Level	- Number and level of technological and environmental risk - Risk Mitigation strategies	5	Several high-level risks are identified with no mitigation strategies
		4	Several high-level risks are identified with mitigation strategies
		3	Several medium level risks or limited number of high-level risks with no mitigation strategies
		2	Several medium level risks or limited number of high-level risks with mitigation strategies
		1	No risks or moderate to low level risks with mitigation strategies
Contractors' and partners' performance	- Problems with supplier/partners on current project - Feedback from previous experience	5	Significant problems and issues with one or several suppliers and partners + negative incidents and/or feedback from previous projects or no previous experience with suppliers and partners
		4	Significant problems and incidents with several suppliers and partners + positive feedbacks from previous projects Or moderate problems + negative feedbacks from previous projects
		3	Moderate / minor problems with suppliers and partners + no experience previous experience with suppliers and partners
		2	Minor to moderate problem with suppliers/partners + positive feedback from previous experience Or no problem with supplier/partner + negative feedback form previous experience
		1	No problem with supplier/partner + no feedback or positive feedback from previous experience
Resources availability	The extent of resources (financial and human) availability issue	5	Major financial and staffing issues
		4	Major financial issues or major staffing issues
		3	Moderate financial and/or staffing issues
		2	Minor financial and/or staffing issues
		1	No financial and no staffing issues
Project size	Project initial budget	5	Project budget $\geq 1k$ M\$;
		4	$750 \text{ M\$} \leq \text{Project budget} \leq 1k \text{ M\$}$
		3	$500 \text{ M\$} \leq \text{Project budget} \leq 750 \text{ M\$}$
		2	$250 \text{ M\$} \leq \text{Project budget} \leq 500\text{M\$}$
		1	Project budget $\leq 250\text{M\$}$

Lastly, data about the estimated and actual cost are also needed to calculate the value of the overrun level which is considered as a target value or output variable value. The cost estimate values are taken from the initial estimations established at projects' launch. When cost estimates are updated regarding project execution condition or to ask for additional budget, the initial estimates are considered. The actual development cost is taken at the end of projects' termination or at least at the end of the development phase.

5.5.4 Models performance indicators and criteria

The performance of ML estimation models is evaluated according to their accuracy and goodness of fits (Greene, 2012). The latter is quantified by the coefficient of correlation (R) which is the square root of the coefficient of determination (R^2) given by the equation 5.5. These coefficients represent the proportion of the variation in output (overrun) that is explained by the variation of the inputs (drivers). A high value of R means that a significant percentage of variance is accounted for and no more variables are required to improve the goodness of fit.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{E}_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^N (\hat{E}_i - \bar{E}_i)^2} \quad (5.5)$$

where:

$\hat{E}_i$: is the estimated value for project i;

E_i : is the actual value for project i,

$\bar{E}_i$: is the mean value of E_i ,

N: is the number of projects in the test dataset used to evaluate the error of the trained models.

The accuracy of estimates is quantified by the error of predictions as measured by the following indicators:

The Mean Square Error (MSE) as formulated by the [equation 5.6](#):

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{E}i - Ei)^2 \quad (5.6)$$

The Mean Absolute Percentage Error (MAPE) as formulated by the [equation 5.7](#):

$$\text{MAPE} = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Ei - \hat{E}i}{Ei} \right| \quad (5.7)$$

The Mean Absolute Error (MAE) that quantifies the total error by averaging the percentage of absolute errors. The MAE is formulated as in [equation 5.8](#):

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Ei - \hat{E}i| \quad (5.8)$$

The smaller the values of MSE, MAPE, and MAE metrics, the closer are the predicted values to the actual values. For this study, the MAE is preferred over the MAPE as it gives the mean gap between the estimated overrun and the actual overrun which is more representative than the mean absolute percentage error. Furthermore, the MAPE is a percentage value while the overrun (model output) is also a percentage and there is no need to make a percentage of the percentage. Thereby the MAPE is not considered in models' accuracy assessment. As suggested by the literature on ML, the predictive accuracy must be evaluated on a dataset different from the one used for the training ([Hastie et al., 2009](#)). Indeed, the dataset is divided into three parts: the training dataset, the test dataset, and the validation dataset. The accuracy indicators are measured using the test dataset. The prediction's accuracy also reflects the ability of the models to generalize to new data not used for models training. This means that the risk of overfitting, which is a sign of too-high goodness of fit on the training dataset and low goodness of fit on the test dataset, might be mitigated. When the error measured on the test dataset is significantly higher than the error measured on the training dataset, this is a sign of overfitting. The graph of MSE evolution is used in the training process to show the evolution of MSE for training and test datasets. For successful training, the MSE of the test

dataset must converge toward the MSE of the training dataset. Concerning the validation dataset, it is mainly used to determine the value of hyper-parameters like the number of hidden layers, the number of neurons, the learning rate, etc. that optimize the model performance.

5.6 Modeling with ANNs and SVMs

The aims of this section are to train and test different configurations of ANN and SVM and compare the results. ML models developed in this study use a dataset composed of sixty-one vectors (X,Y) that represent observations on selected NASA and DoD projects (46 NASA projects and 15 DoD projects). X_i represents input elements (independent variables) for the i^{th} project, named also cost overruns drivers while Y_i is the correspondent cost overruns in terms of percentage that represent the output variable. The experiment or modeling process presupposes that the estimated costs are accurate and resulted from standardized estimation methods and tools. Thereby, the overruns are not biased by inaccurate estimates.

ANNs and SVMs models' training and testing were conducted using Matlab2019b. Determining suitable values for the ANN and SVM models' parameters play an important role in the performance of the model. However, there is no standard procedure to select the parameters that optimize the results. Thus, most researchers perform the trial-and-error procedure despite the fact that this procedure requires some luck and is often time-consuming (Chen & Wang, 2007). To the best of the authors' knowledge, the existing software cannot make the parameters' selection in the ANNs process training automatically and efficiently. To avoid neuron saturation during ANNs training due to the use of the sigmoid transfer function, the input parameters' (drivers) values are normalized to fit the range [0,1] using the formula in equation 5.9.

$$X_{iN} = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (5.9)$$

Where:

X_{iN} : The normalized value

X_i : is the real value of the parameter

X_{min} : is the minimum value of the parameter in the dataset

X_{max} : is the maximum value of the parameter in the dataset

5.6.1 Training and testing ANNs

ANNs are trained by using the Levenberg-Marquardt backpropagation algorithm in its Bayesian regulation version. The use of this algorithm is motivated by the potential bias in the dataset. In this case, the Bayesian regulation ensures a better convergence than the classical Levenberg-Marquardt version. The best configuration of ANN as well as the optimal training parameters were empirically determined using the trial and error as MATLAB cannot make the optimal selection of these parameters. A set of ANN's configurations with one and two hidden layers and with different numbers of neurons in each hidden layer were trained and tested as illustrated in Table 2. For each configuration, a range of hyperparameters values were tested until obtaining the model convergence and the best prediction accuracy. For this purpose, the experimental dataset is divided into three subsets, namely the training dataset (70%), the validation dataset (15%) and the test dataset (15%). The validation dataset is used to check the convergence and verify the generalization capacity (avoid the overfitting) of models during hyperparameters determination.

The results of training and testing for different configurations were compared based on three performance criteria: the MSE, MAE and the overfitting issue. [Appendix 1](#) presents the graphs of MSE evolution during training epochs (iterations) while [Table 5.2](#) presents the performance comparison for different configurations. The MSE and MAE are calculated on the test dataset to reflect the models' performance on new datasets.

The experiment shows that for the one hidden layer configuration, the best prediction results are obtained with 12 neurons. In fact, the prediction accuracy, as measured by the MSE on

the test dataset, improves (MSE decrease) with the increase of the number of neurons until the configuration with 12 neurons from which the accuracy starts worsening gradually. This is mainly due to the overfitting phenomena when the network performs well on the training dataset but less well on the test dataset. The overfitting reported in this study resulted primarily from the incoherence between the dataset size and the number of network parameters, which in turn is related to the number of inputs, the number of layers and the number of neurons in each layer. This is why the overfitting level increased with the number of neurons.

Tableau 5.2 Training results for different ANN configurations.

ANN	Nbr of neurons		MSE	MAE	Regression Coefficient		Overfitting degree	Number of iterations
	Hidden Layer 1	Hidden Layer 2			Training dataset	Test dataset		
1	10	0	0.018	0.0954	0.997	0.993	☒☒☒☒☒	450
2	12	0	0.012	0.0812	0.998	0.969	☒☒☒☒☒	190
3	15	0	0.014	0.0833	0.998	0.986	☒☒☒☒☒	342
4	16	0	0.015	0,0907	0.997	0.974	☒☒☒☒☒	188
5	18	0	0.018	0,0941	0.998	0.965	☒☒☒☒☒	771
6	20	0	0.022	0,0993	0.999	0.953	☒☒☒☒☒	516
7	5	3	0.018	0.0984	0.998	0.889	☒☒☒☒☒	446
8	5	5	0.024	0,1063	0.999	0.903	☒☒☒☒☒	537
9	6	3	0.014	0,0854	0.999	0.984	☒☒☒☒☒	464
10	7	3	0.021	0.1055	0.999	0.972	☒☒☒☒☒	286
11	7	5	0.031	0,1075	0.999	0.986	☒☒☒☒☒	401
12	9	3	0.027	0,1218	0.999	0.964	☒☒☒☒☒	574
13	9	5	0.038	0,1234	0.999	0.939	☒☒☒☒☒	638

In what concerns the two hidden layer configurations, the overfitting phenomenon is more obvious, especially when the number of neurons exceeds five in both hidden layers. Results of training and testing show that the 6x3 two hidden layers configuration is the most appropriate as it could provide performance not far from the 12-neuron network of one hidden layer. However, due to the overfitting reported on this configuration, similar performances on new datasets are not guaranteed. Thereby, a larger training dataset is needed

to stabilize the network and prevent the effect of overfitting. Based on the MAE (Mean Absolute Error), the 12 neurons with one hidden layer and 6x3 neurons with 2 hidden layers remain the two configurations that ensure the best performance with values of 0.0812 and 0.0854 respectively. For this research study, the results of experiments suggest the use of the one hidden layer MLP with 12 neurons.

From the theoretical point of view, the two hidden layers MLPs should lead to the most satisfactory results and show better performance as they are able to approximate functions of arbitrary dimensions (Gonzalez & Woods, 2018). However, this assumption presupposes that the training dataset is large enough to avoid the overfitting issue. Otherwise, the number of the network parameters must be reduced by limiting the number of neurons in each hidden layer or reducing the number of input parameters (drivers).

5.6.2 Training and testing SVMs

To train the SVMs, the k-fold cross-validation technique is used in the proposed models. With this technique, the training data is divided into k subsets, with each subset of the data sharing the same proportion of each subset of data. The k-1 subsets are employed in the training process, while the last one is applied in the testing process. It is repeated k times so that each subset can take a turn as the test data. For this study, the value of k is set to 5. The cross-validation process gave a more accurate assessment of the model's ability to predict outcomes on new datasets, confirming that the model was not over-fitted (Chen & Wang, 2007).

As reported earlier, the training of SVM models require to pre-set some hyperparameters, especially, the kernel function, the kernel scale γ , the tuning cost upper bound or the Box constraints (C), and the regulation parameters or "the insensitive-loss function" (ϵ). The choice of optimal parameters, as for ANN is a key factor for model convergence and accuracy. As for ANNs, different configurations have been trained and tested using the four different kernel functions (Gaussian, Linear, Quadratic and Cubic). The 5-fold cross-

validation was applied for all configurations and the results suggest that the best predictions are obtained with the quadratic kernel. [Appendix 2](#) shows the scatterplots of actual versus predicted overruns for different configurations of SVMs which reflect models' performances or prediction accuracy. In fact, when most of the points lie very close to the line representing the perfect prediction, this indicates a strong prediction capability and model performance. All these configurations use standard or automatic values of parameters C and ϵ . The standard values are fixed by the software while taking into consideration the nature, the range, and the distribution of inputs and outputs values in such a way to enhance the models' performance. Therefore, with the standard parameters, models are not far from optimal performances. However, the variation of these parameters might improve the model's results.

Tableau 5.3 SVM training hyperparameters and results

Model performance and hyperparameters	Standard Training						Optimized Training
	Gaussian (fine)	Gaussian (Medium)	Gaussian (Coarse)	Linear	Quadratic	Cubic	
MSE	0.27	0.073	0.085	0.069	0.017	0.020	0.015
MAE	0.37	0.1673	0.1680	0.1724	0.0946	0.0946	0.0907
BoxConstraints (C)	Auto	Auto	Auto	Auto	Auto	Auto	0.0045
Kernel function	Gauss	Gauss	Gauss	Linear	Quad	Cubic	Quadratic
KernelScale (γ)	0.71	2.8	11	Auto	Auto	Auto	1
Regulation parameter (ϵ)	Auto	Auto	Auto	Auto	Auto	Auto	0.036
R-Squared	0.01	0.73	0.69	0.75	0.94	0.93	0.94
Training Iterations	71	85	35	95	635	479	83
Training Time (s)	0.8	0.73	0.82	5,15	5,15	0.73	745

Thanks to the "Regression Learner" function in MATLAB-R2019b, the choice of optimal parameters is done automatically. The optimization process searches over a range of values for the three hyperparameters: the BoxConstraint (C), the Kernel scale γ , and Epsilon (ϵ) and applies this search for the different kernel function. The final output of the optimization process is the SVM configuration (Kernel function, C, γ and ϵ) that secures the best performance. [Table 5.3](#) shows a summary of SVMs training results with standard

hyperparameters and with optimized hyperparameters. Figure 5.3 presents the MSE evolution during the process of hyperparameters optimization.

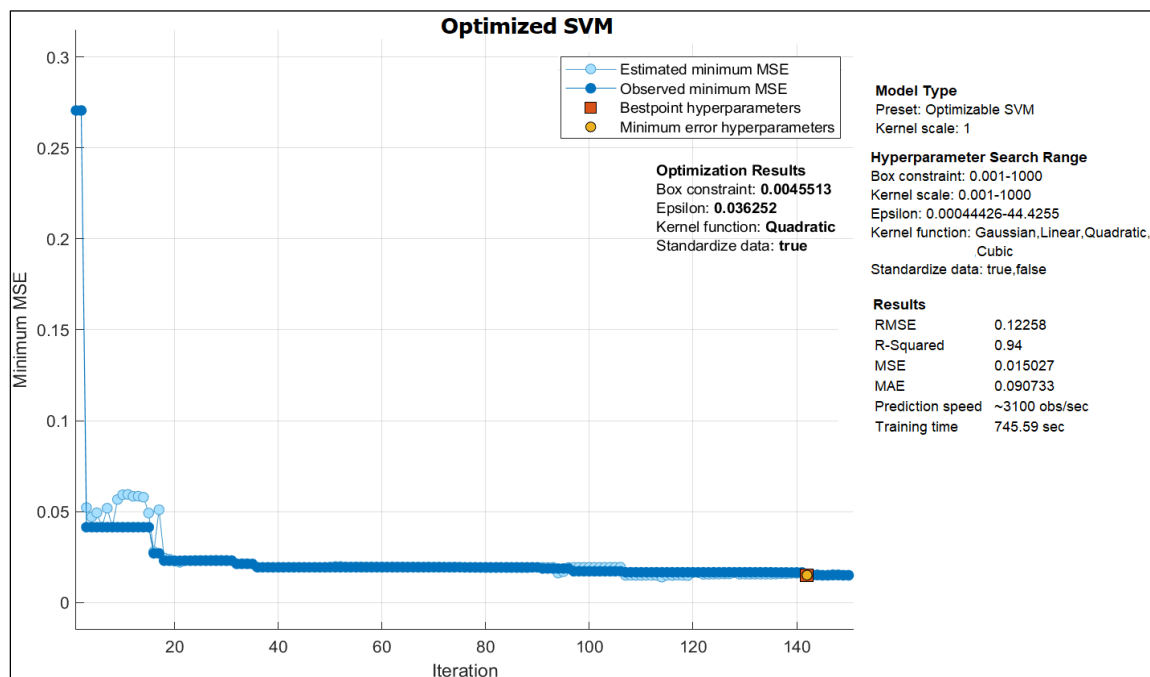


Figure 5.3 MSE evolution and performance results of SVM hyperparameters optimization

5.6.3 Results interpretation, discussion, and recommendations

Results of ANNs and SVMs training suggest that the one hidden layer with 12 neurons ensures the best accuracy of prediction with an MSE of 0.012 and a MAE of 0.0812 which corresponds to an error on the overrun of 8,12%. However, the tiny gap with the optimized SVM accuracy (MSE: 0.015 and MAE: 0.0907) does not allow for an absolute superiority judgment in favor of ANNs. Thereby, it is interesting to extend the comparison beyond quantitative considerations and integrate other criteria. The most relevant point concerns the inherent statistical foundations of the two approaches, especially their effects on models' stability and the overfitting issue. In fact, Smith and Mason (1997) claim that ANNs models, thanks to their many free parameters, allows the error on training data to go to zero while the

overall performance can be less satisfactory. This fact is confirmed by the training and testing results of ANNs as the MSE for the training dataset is near to zero for most configurations. This issue of overfitting is more obvious with small and medium training datasets. SVM models, also known as wide-margin separators are based on two principles which are the data transformation toward a higher dimension space to allow for linear separation and the maximization of separation margins. The latter seeks to find the optimal separating border (called the Support Vectors), starting from a training dataset, in such a way to maximize the margin. This is done by reformulating the problem as a quadratic optimization problem for which there is known and stable algorithms for resolution. This statistical foundation also allows for SVM models to converge fast and makes them less sensitive to the overfitting issue. On the other hand, the training algorithm of neural network is mainly based on the gradient descent while seeking to optimize the quadratic error. This algorithm depends mainly on the initialization of the network weights and the descent direction. This makes the algorithm vulnerable to be stuck on local minima and requires the reinitializing of network weights to new values before retraining the network again many times until reaching satisfactory results.

Besides the training results and performance comparison between ANNs and SVMs, it is noteworthy to point out the constraints, limitations, and weaknesses to which this study was subjected.

- 1- The list of overrun drivers (input parameters) is not exhaustive. The choice of input parameters for modeling was constrained by the availability of data on GAO reports. Other factors like the project team productivity issues and the maturity of risk management and change management processes may have significant impacts on overruns.
- 2- With a larger dataset, it was possible to get the best performance from other ANN or SVM configurations. ML models always perform better with larger datasets because the larger the dataset from which models learn the better the learning is; this is why they are named machine learning models. This study was limited by the availability

of data on GAO reports. Then, the best results were obtained from ANNs with a limited number of neurons.

- 3- The GAO thresholds and recommendations used for parameters' valuation stem from the best practices and the experience of GAO in assessing NASA and DoD projects. These thresholds represent an excellent reference for aerospace PD projects. Nevertheless, GAO recommendations and thresholds could be adjusted or modified by the models' users if they judge that other valuation criteria and thresholds are more appropriate to the nature of their projects.
- 4- The 5-point Likert scale for parameters' valuation could limit the range of insight. A grading valuation system may lead to better prediction accuracy.
- 5- During the valuation of some input parameters, especially, the contractors' and partners' performance, the risk level and the resource availability issues, we were strained to interpret some qualitative data and narrative information to grant the appropriate value for the parameters. The use of several evaluators was required to avoid a significant effect of bias due to personal perception. To overcome this issue, the users of our methodology should set up a project assessment system to accurately evaluate the different input parameters.
- 6- The design stability is reflected by the percentage of engineering design releases by the CDR. This might not be the best indicator of design stability. Users of our methodology should be aware of the reliability of this indicator for their case. Otherwise, they have to care about defining more reliable criteria or indicators to assess the design stability.
- 7- In general, model uses input parameters (drivers) valued at different steps in the preliminary phases of PD but not later than the CDR. Thereby, the models should ideally be applied to this project's timeline. However, the application of the models remains possible before reaching the CDR by using projected or probable values of input parameters. In this case, project managers can also use models in a simulation or stochastic mode to assess different scenarios for input parameters and predict corresponding overruns. This helps reorient the focus and the resources toward the scenario with the desired results and avoids scenarios with significant overruns. In

this case, the models will play the role of a decision support tool (DST). For example, the project manager could invest in engineering resources to ensure that, by the CRD, at least 90% of engineering design will be released (GAO recommendation) especially if the cost of resources invested is lower than the projected overrun.

5.7 Conclusion and recommendations

Beyond building, training, and testing ML models for cost overruns estimation in the aerospace PD, the current research study's main purpose was to assess the reliability of predicting cost overruns level during the early stages of PD using some performance parameter. The aim was then to highlight the need and the relevance of switching from the approach based exclusively on cost estimation to an approach that integrates cost control to prevent cost overruns or at least to limit their effects on ongoing project activities. This study also highlights the relevance of some parameters in aerospace PD and confirms that they could accurately drive the cost overrun. To concretely study the correlation of these parameters with cost overruns, ANNs and SVMs models were built and tested using information from GAO reports on NASA and DoD large-scale projects assessment. In total, 61 projects were covered by the study. The modeling results suggested that both ANNs and SVM could predict overruns with a good level of accuracy. The one hidden layer neural network with 12 neurons yields to the best performance with an [MSE of 0.012 and a MAE of 0.0812](#). This means that when the model predicts an overrun of 20% for example, the actual overrun should be [20±8.12%](#). SVM with optimized parameters provides an accuracy which is slightly lower than the 12-neuron ANN. However, statistical consideration may favor the use of SVM over the ANN in the case of small or medium dataset size. The prediction results obtained from the other ANN configurations show acceptable performance as long as the number of neurons remains low (less than 20 for one hidden layer ANN and 7x5 for two hidden layers ANN). The study also highlights the issues of models' stability and overfitting. The latter accentuate with the increase of the neurons' number due to limited dataset size. Thereby, it is recommended for future research to use a larger dataset to get more reliable results. The research results provide concrete evidence that an accurate prediction of cost

overruns is possible at the early stage of PD when using appropriate parameters and models. Finally, compared to other research studies on ANNs and SVM, many of them claim that SVM surpasses ANNs in performance. This research confirms that there is no strong and definitive judgment about the superiority of one model over another. This depends on the nature and dynamic of selected parameters and other factors like the dataset size, range values, and data dispersion.

CHAPITRE 6

RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

6.1 Résultats et livrables de la recherche

L'intérêt de la présente thèse de recherche se portait sur l'estimation de l'effort et l'estimation des dépassements potentiels des coûts en développement de produits dans le secteur aérospatial. L'objectif ultime est de proposer une approche intégrée pour contrôler les dépassements des coûts de développement dans ce secteur. En effet, ces dépassements constituent l'un des enjeux majeurs pour l'industrie aérospatiale.

Selon le [GAO \(2009\)](#), le [SEI \(2011\)](#) ainsi que d'autres auteurs tel que [Cantarelli et al. \(2010\)](#), ces dépassements sont liés à l'estimation inexacte des coûts et l'évaluation inadéquate des risques et de l'incertitude. L'effort constitue la composante prédominante dans la structure des coûts des projets de développement de produits. C'est ainsi que l'objectif initial du projet de recherche était de développer un modèle d'estimation de l'effort qui peut assurer une précision plus élevée que les modèles actuellement utilisés. L'atteinte de cet objectif devrait passer par une phase préliminaire de diagnostic afin d'identifier les enjeux majeurs liés aux défaillances de ces modèles conventionnels. Ainsi, cette phase de diagnostic a révélé trois principaux enjeux qui sont la sélection des facteurs de pilotage appropriés, les techniques de modélisation, et la prise en considération de l'incertitude.

Conséquemment, la première phase des travaux de recherche a été consacrée au développement d'un nouveau cadre de référence (Framework) pour les facteurs de pilotage de l'effort en développement de produits qui soit personnalisé pour le secteur aérospatial. Le résultat de cette phase constitue le premier livrable principal et l'une des trois contributions majeures du présent projet de recherche. La deuxième phase a été consacrée au développement de modèles d'estimation de l'effort basés sur le cadre de référence de la phase 1. La phase de diagnostic ainsi que les constatations des phases 1 et 2 ont révélé que le niveau d'incertitude qui accompagne l'évolution rapide de l'environnement du

développement de produits dans le secteur aérospatial devront inévitablement affecter la précision des modèles d'estimation sur les projets futures. Ainsi, pour contrôler les dépassements coûts, il serait nécessaire d'instaurer des mécanismes complémentaires autres que l'estimation des coûts. Ces mécanismes doivent se baser sur des informations et données issues des projets en cours. L'estimation des dépassements des coûts lors des phases préliminaires est l'une des alternatives prometteuses dans ce sens. C'est ainsi que la phase 3 s'est focalisée sur le développement de modèles d'estimation des dépassements. Cette estimation a été basée sur certains indicateurs de performance jugés comme des signes avant-coureurs pour les dépassements. Cette alternative a été inspirée des rapports annuels de GAO qui utilisent certains indicateurs de performance pour juger de l'octroi des budgets ou des délais supplémentaires aux projets ayant des risques de dépassement.

6.1.1 Cadre de référence pour les facteurs de pilotage de l'effort

La littérature avait démontré que les modèles d'estimation des coûts ou de l'effort n'utilisent aucune démarche ou processus structuré pour la sélection des facteurs de pilotage. Dans la plupart des cas, cette sélection se base sur l'avis d'experts, les expériences passées ou d'autres modèles d'estimation. Le risque d'omettre certains facteurs clés est donc élevé. Pour remédier à cet enjeu, les travaux de recherche présentés dans le chapitre 3 ont permis de développer un nouveau cadre de référence qui identifie, priorise et catégorise les facteurs clés de pilotage de l'effort en développement de produits dans le secteur aérospatial.

Les démarches de développement du cadre de référence ont commencé par l'élaboration d'une liste préliminaire de 115 facteurs potentiels grâce à une revue extensive de la littérature sur les modèles d'estimation. Afin d'apporter une perspective pratique aux démarches, la revue de la littérature a été supportée par une analyse post-mortem d'un mégaprojet récemment achevé dans le secteur aérospatial. L'objectif principal de cette analyse post-mortem était d'identifier les causes racines des dépassements des coûts et d'en conclure ainsi les facteurs de pilotage. À la suite d'une analyse terminologique utilisant les synonymes, les hyponymes et les hyperonymes, les redondances ont été éliminées et les concepts clés liés

aux facteurs de pilotage ont été identifiés. L'investigation de ces concepts a permis de mieux comprendre la dynamique des coûts et la nature des facteurs qui l'influence. Elle a permis également de déterminer une structure pour classifier les facteurs. Une deuxième itération de la revue de littérature sur les concepts clés et leurs liens avec les coûts en développement de produits avait permis d'enrichir la liste des facteurs de pilotage et de déterminer des sous catégories pour la structure de classification. Par la suite, les facteurs ont été reformulés, fusionnés en cas besoins, et classifiés en catégories et sous catégories. Ainsi, un cadre de référence préliminaire a été constitué de 46 facteurs de pilotage classifiés en trois principales catégories qui sont, l'incertitude, la complexité et les compétences (*proficiency*). Grace à une enquête impliquant 29 professionnels et experts engagés dans la planification ou la gestion des coûts de développement dans le secteur aérospatial, les facteurs ont été priorisés selon leur criticité. En effet, les participants à l'enquête ont été invité à accorder un niveau de criticité pour chaque facteur selon une échelle de Likert à 5 niveaux, et ce en se basant sur leur expérience et expertise dans le secteur aérospatial. Les résultats de l'enquête ont été analysés à l'aide des méthodes statistiques de l'analyse de correspondance et de l'analyse des composantes principales dans le but de classifier les facteurs selon leurs degrés de criticité. Ainsi, les résultats de l'analyse ont ressorti 3 classes de facteurs : les facteurs à criticité élevée, les facteurs à criticité modérée et les facteurs à criticité faible. Le cadre de référence final a été développé en intégrant les facteurs à criticité élevé dont l'utilisation pour l'estimation de l'effort est primordiale. Il s'agit de 16 facteurs classifiés en facteurs de complexité, facteurs de compétences et facteurs d'incertitude. Les facteurs de complexité concernent la maturité des technologies, le degré de changement du design, l'ambiguïté sur les exigences, le chevauchement des étapes de processus de développement, le niveau du risque, la hiérarchie fonctionnelle, le nombre des spécifications, le nombre des parties prenantes et le nombre des technologies critiques. Les facteurs de compétences concernent l'expérience avec les technologies, la maturité du processus de développement, la maturité du processus de gestion des changements, la maturité du processus de gestion des risques, le niveau de confiance dans les fournisseurs et les compétences de l'équipe de développement.

Le cadre de référence développé pourrait ainsi être utilisé comme point de référence pour tout travaux de recherche concernant la modélisation de l'effort ou des coûts dans le secteur aérospatial. Il pourrait également être ajusté ou remodelé pour toute utilisation éventuelle dans d'autres secteurs d'activité, notamment ceux qui partagent certains caractères avec le secteur aérospatial tel que le secteur automobile ou ferroviaire. Les autres secteurs peuvent s'inspirer de la même démarche méthodologique pour développer des cadres de référence personnalisés. Le cas échéant, certains résultats intermédiaires, notamment, la liste préliminaire des facteurs de pilotage issue de la revue littérature sur les modèles d'estimation des coûts, resterait valable pour les entreprises impliquées dans le développement de produits autres que logiciels. Également, les secteurs pour lesquels certains concepts clés ont la même importance que le secteur aérospatial, pourront réutiliser les résultats de la revue littérature sur ces concepts pour faciliter les démarches de développement d'un cadre de référence pour les facteurs de pilotage de l'effort.

6.1.2 Modèles d'estimation de l'effort

Le développement de modèles d'estimation de l'effort destinés pour le secteur aérospatial est la contribution principale du présent projet de recherche. L'objectif des travaux de recherche réalisés dans le cadre de ce livrable est de remédier aux enjeux majeurs des modèles conventionnels, notamment ceux basés sur les techniques de régression. Les démarches et résultats ont été décrits dans le chapitre 4.

La revue de la littérature ([Asiedu & Gu, 1998](#); [Curran et al., 2004](#); [ISPA, 2008](#); [Keller et al., 2014](#); [Layer et al., 2002](#); [Thamhain, 2013](#); [Tim Menzies, 2006](#); [Trivailo, Sippel, & Sekercioglu, 2012](#)) ainsi que les réclamations du [GAO \(2009\)](#) et du [SEI \(2011\)](#) ont dévoilé trois enjeux majeurs liés à l'estimation de l'effort en développement de produits. Le premier concerne le choix des facteurs de pilotage, le deuxième est lié aux techniques de modélisation et le troisième à l'effet de l'incertitude. Le cadre de référence développé dans le chapitre 3 a été utilisé comme référence pour le choix des facteurs de pilotage ce qui a permis de remédier au premier enjeu lié à la sélection des facteurs de pilotage. En effet le

développement de ce cadre de référence s'est basé sur des méthodes de recherche scientifiques structurées. En ce qui concerne l'enjeu lié aux techniques de modélisation, les modèles développés dans le cadre de ce projet de recherche ont utilisé les techniques d'apprentissage machine qui sont reconnus par leur fort potentiel d'approximation dans le cas de relation complexes entre les variables et dans les contextes d'incertitude (Caputo & Pelagagge, 2008; Hippert & Taylor, 2010; Vargas, 2015; Xu & Yan, 2006). Les deux techniques concernées sont les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les machines à vecteurs supports (MVS). Ces techniques ont déjà fait preuve de leur précision élevée pour l'estimation des coûts dans d'autres secteurs d'activité, notamment, le développement de logiciels (Bhatnagar et al., 2010; Cuauhtemoc Lopez-Martin, 2012; Dave & Dutta, 2011; López-Martín, 2015; Rijwani & Jain, 2016) et la construction (Ahiaga-Dagbui & Smith, 2014; Alex, Hussein, Bouferguene, & Fernando, 2010; Gulcicek, Ozkan, Gunduz, & Demir, 2013; Wang et al., 2012).

La modélisation de l'effort a été réalisée à l'aide des données empiriques collectées chez un partenaire industriel qui développe et produit une panoplie de composantes et systèmes destinés pour le secteur aéronautique. Une base de données sur 46 projets de développement a été constituée pour entraîner et tester les modèles d'estimation. La liste des facteurs de pilotage sélectionnés a été personnalisée en fonction de la nature des projets. Ainsi, des données sur sept facteurs de pilotage et les efforts de développement correspondants ont constitué la base de données. Les facteurs concernés sont : la maturité des technologies, la maturité des processus de développement des produits, les compétences de l'équipe de développement, le niveau de confiance dans les fournisseurs, la complexité du design, la taille du projet (reflétée par le nombre de livrables) et le niveau d'incertitude. L'évaluation des facteurs de pilotage a été faite par les experts internes du partenaire industriel à l'aide de grilles et critères préétablis (Voir annexe 2.a).

Différentes configurations de RNA et de MVS ont été entraînées et testées dans le but de déterminer celle qui assure les meilleures performances d'estimation. Les performances ont été évaluées en fonction du MSE (Mean Squared Error), du MAPE (Mean Absolute

Percentage Error) et du coefficient de corrélation (R). Les configurations des RNAs concernées sont obtenues en utilisant des perceptrons multicouches (MLP) à une ou deux couches cachées et en variant le nombre des neurones dans les couches cachées. Les configurations des MVSs sont obtenues en utilisant les différents types de la fonction kernel (Gaussian, linéaire, quadratique et cubique). Les résultats de l'expérimentation ont démontré que pour les RNAs, la configuration à une seule couche cachée et 11 neurones assure les meilleures performances d'estimation avec un MSE de **0,02** et un MAPE de **10,69%**. En ce qui concerne les MVSs, la configuration qui assure les meilleures performances est la configuration optimisée qui utilise une fonction kernel quadratique avec un C (Box Constraint) de 0.939 et un paramètre de régulation ϵ (insensitive loss) de 0.00037. Le MSE de cette configuration est de **0,1010** alors que le MAPE est de **7,62%**. On constate alors que la précision assurée par les modèles MVS est meilleure que celle des RNAs.

Les résultats de l'estimation des RNAs et MVSs ont été également comparés avec différentes techniques de régression (Linéaire multiple, non linéaire multiple, polynomiale avec deux degrés et polynomiale avec 3 degrés). La régression multiple non linéaire assure la meilleure performance parmi les autres techniques de régression avec un MAPE de **19,29%**. Cette précision est nettement inférieure aux précisions des modèles basés sur les techniques d'apprentissage machine. Ces résultats renforcent les inquiétudes à propos de l'utilisation des techniques de régression dans le secteur aérospatial et appuie l'hypothèse de départ concernant la non-adéquation de ces techniques pour la modélisation de l'effort et des coûts dans un environnement complexe et incertain.

Pour remédier au troisième enjeu lié à l'incertitude, le présent projet de recherche a prévu l'intégration du niveau d'incertitude comme facteur de pilotage dans la modélisation de l'effort. Cette intégration part de l'hypothèse que le niveau d'incertitude aura un effet considérable sur les efforts de développement tel que suggéré par la littérature et réclamé par le GAO et le SEI. Pour tester cette hypothèse, tous les modèles d'apprentissage machine ont été re-entraînés et re-testés en excluant le niveau d'incertitude des facteurs de pilotage (utilisation de 6 facteurs). Les performances des modèles ont drastiquement baissé. Par

exemple le MAPE du MVS optimisée a passé de **7,62%** à **14,01%** et celui du RNA à 11 neurones et une seule cachée a passé de **10,69%** à **17,46%**. Ces résultats démontrent clairement l'importance de considérer l'incertitude dans la modélisation et l'estimation de l'effort en développement de produits dans le secteur aérospatial. Le présent travail de recherche a également proposé une nouvelle méthode d'évaluation du niveau de l'incertitude en se basant sur les événements qualifiés de "surprises". Il s'agit d'une méthode simple à mettre en œuvre qui évalue le niveau d'incertitude en fonction du taux de ces événements par rapport aux activités du projet. Les méthodes actuelles d'évaluation de l'incertitude se basent soit sur les avis d'experts ou sur la théorie de l'information et sont tous les deux laborieux et difficile à mettre en application.

6.1.3 Estimation des dépassements des coûts

La présence d'un niveau d'incertitude élevé et le caractère fortement dynamique et turbulent du secteur aérospatial affecte significativement la précision des modèles d'estimation. Le choix de la technique d'estimation et les facteurs de pilotage ne fait qu'atténuer les effets de l'incertitude sur la précision des estimées mais ne pourrait en aucun cas les éliminer. Ainsi, quel que soit la précision du modèle développé sur les données historiques, des performances similaires sur les projets futurs ne pourraient être garanties. En effet, plusieurs paramètres liés à l'environnement externe du projet tel que l'évolution des standards, des normes, des concepts et de la perception même de certains facteurs de pilotage pourrait affecter les performances des modèles sur les projets futurs. [Keller et al. \(2014\)](#) annonce que les modèles d'estimation de l'effort sont comme les investissements en publicité, les performances passées ne garantissent en aucun cas les résultats futures peu importe comment ils ont été modifiés ou reconditionnés. Ils croient également que la croissance des coûts de développement est un problème endogène qui dépend des coûts planifiés. Cette vision est aussi supportée par [Ahiaga-Dagbui et Smith \(2014\)](#) qui ont déclaré que l'estimation exacte des coûts n'est possible que dans un environnement où l'information est exacte et parfaite. Dans ce sens, plusieurs auteurs ont remis en question la fiabilité de l'approche basée exclusivement sur l'estimation des coûts pour maîtriser leurs dépassements et ont suggéré

l'investigation des indicateurs de performance appropriés pour un contrôle dynamique de ces dépassements (Keller et al., 2014; Meier, 2008; T. Williams et al., 2012). Flyvbjerg (2014) a également signalé que l'enjeu du dépassement des coûts dans les projets de développement de produits requière de méthodes innovantes pour l'approcher autre que celles basées sur la fiabilité de l'estimation.

Ainsi, pour composer avec ces propos, une nouvelle approche pour contrôler les dépassements des coûts a été proposée. Cette approche se base sur la prédiction ou l'estimation des niveaux du dépassement des coûts lors des phases préliminaires du développement du produit. Concrètement, l'utilisation de certains indicateurs de performance, qualifiés comme signes avant-coureurs ont été utilisés dans des modèles d'estimation pour prédire les niveaux de dépassements des coûts. Inspirés des rapports de GAO sur l'évaluation annuels des mégaprojets de la NASA et du DoD, les travaux de recherche présentés dans le chapitre 5 présente les démarches de développement de ces modèles. En effet, les rapports de GAO utilisent certains indicateurs de performance pour évaluer les possibilités des dépassements dans le but de mettre à jour les budgets et les délais. La méthodologie du GAO illustre la pertinence de l'approche basée sur l'évaluation des performances pour prévoir et maîtriser les dépassements des coûts et délais.

Concrètement, le présent travail de recherche a exploré les données et informations contenues dans les rapports de GAO pour développer des modèles d'estimation des dépassements des coûts basés sur les techniques d'apprentissage machine. Les modèles développés utilisent des données extraites ou élaborées à partir des rapports de GAO, parfois en transformant des données qualitatives en données quantitatives à l'aide des grilles et directives préétablis. Les données sur les indicateurs de performance, qualifiés comme facteurs de pilotage des dépassements, concernent 61 projets évalués par le GAO entre 2009 et 2019. Les facteurs de pilotage définis pour modéliser les dépassements des coûts sont : la maturité des nouvelles technologies, la complexité d'intégration des anciennes technologies, la stabilité du design, la disponibilité des ressources, la taille du projet, le niveau du risque, les performances des fournisseurs et le nombre des technologies critiques.

Vu que les performances de prédiction obtenues pour l'estimation de l'effort avec les techniques d'apprentissage machine ont été très satisfaisante par rapport aux techniques de régression, ces techniques ont été utilisées également pour l'estimation des dépassements des coûts. Plusieurs configurations de RNAs avec une et deux couches cachées ont été entraînées et testées. Également, plusieurs configurations de MVSs avec différents types de fonction kernel ont été entraînées et testées. Les résultats ont démontré que le RNA à une seule couche cachée et 12 neurones offre les meilleures performances avec un MSE de **0,012** et un MAE de **0,812**. Les performances demeurent très satisfaisantes jusqu'à 15 neurones. Dans les configurations à deux couches cachées, celle avec 6x3 neurones offre des performances qui sont proche des configurations à une seule couche cachées avec un MSE de **0,014** et une MAE de **0,854**. Le MVS avec des paramètres optimisés assure un MSE de **0.015** et un MAE de **0,907**. Ces performances sont moins élevées que celles des RNAs mais l'écart demeure faible. Cependant, l'algorithme des MVS est plus stable et n'engendre pas l'enjeu de surajustement sur des bases de données de petites tailles, ce qui pourrait favoriser son utilisation dans ce cas.

6.2 Limitations de la recherche

Les démarches et méthodologies poursuivies dans le cadre du présent projet de recherche ont présenté certaines faiblesses et limitations dont il est nécessaire de signaler pour mieux comprendre et utiliser les résultats et livrables de la recherche.

6.2.1 Limitations liées à l'élaboration du cadre de référence

L'étude de cas ou l'analyse post-mortem est parmi les méthodologies utilisées pour l'élaboration du cadre de référence. Certaines limites et faiblesses sont désormais associées à cette étude de cas. Premièrement, les facteurs de pilotage identifiés sont liés à un seul programme de développement ce qui augmente le risque d'omission de certains facteurs clés, et ce malgré la taille du programme concerné par l'étude. D'autant plus, ce programme intègre un ensemble de fournisseurs et partenaires qui n'étaient pas impliqués dans l'étude du

cas. Leurs perceptions et points de vue auraient enrichi significativement les discussions lors des entrevues et des ateliers et permettraient ainsi d'identifier plus de facteurs de pilotage pertinents. De ces faits, les résultats de l'étude du cas n'étaient pas décisifs dans l'élaboration du cadre de référence pour les facteurs de pilotage, ils ont plutôt contribué à compléter la liste des facteurs identifiés à l'aide d'une perspective pratique.

Également, Les démarches mises en œuvre pour l'élaboration du cadre de référence ont permis d'identifier les facteurs de pilotage les plus critiques pour l'estimation de l'effort. Néanmoins, nous ne pouvons revendiquer l'exhaustivité de ces facteurs. En effet, d'autres facteurs liés à certains concept contemporains, tel que le niveau de résilience des processus de développement de produits, pourraient être considérés comme des paramètres potentiels pour l'estimation de l'effort ou l'estimation des dépassements des coûts. Cependant, l'intégration de tels facteurs dans la modélisation requière la disponibilité des données nécessaires pour leurs évaluations. Malgré l'importance du concept de résilience pour faire face à l'incertitude, ce dernier n'est pas présent d'une manière structurée dans les entreprises aérospatiales, c'est ainsi qu'il n'a pas été identifié par notre démarche. L'intégration de ce facteur dans la modélisation des coûts nécessiterait des efforts de recherche complémentaires afin déterminer les méthodologies adéquates pour son évaluation. Cependant, il est indirectement reflété par la maturité du process de DP ou le processus de gestion des changements d'ingénierie.

6.2.2 Limites liées aux modèles d'estimation

Ces limites sont communes aux modèles d'estimation utilisés soit pour l'estimation de l'effort ou l'estimation des dépassements des coûts. L'une des principales limites est liée à la taille de la base de données. En fait, les techniques d'apprentissage machine, notamment les RNAs requièrent un nombre élevé de données d'entraînement pour éviter l'enjeu de surapprentissage. Lorsque le nombre de données est limité, les performances du modèle peuvent être très satisfaisantes sur la base de données d'entraînement et tests mais sans garantie sur de nouvelles entrées (nouveaux projets). Dans ce cas, le modèle est approprié

pour l'estimation mais a besoin de plus de données d'entraînement pour assurer sa stabilité. La taille requise de la base de données dépend du nombre de facteurs de pilotage, du nombre de couches cachées et du nombre de neurones dans les couches cachées. Elle dépend également de la dispersion des données et de la nature des relations entre les variables. Ainsi, aucune règle ne permet de déterminer le nombre de données requises. Le présent travail de recherche était limité par la disponibilité des données sur les facteurs de pilotage et les coûts à cause de la nature sensible et confidentielle de ces données dans le secteur aérospatial.

La sélection des facteurs de pilotage pour la modélisation, surtout l'estimation des dépassements a été influencée par la disponibilité des données dans les rapports de GAO. Certes, ces facteurs sont très pertinents pour la prédiction des dépassements, mais ils sont liés à la nature des projets évalués. D'autres facteurs peuvent être requis pour des projets de natures différents. L'objectif du travail de recherche est, avant tout, de valider l'approche de contrôle des dépassements basée sur l'estimation de leurs niveaux. En ce qui concerne l'estimation de l'effort, la sélection des facteurs de pilotage était influencée par la nature des projets impliqués dans l'étude. Ainsi, seulement 7 des 16 facteurs du cadre de référence développé dans le chapitre 3 ont été utilisés. Les autres facteurs du cadre de référence sont aussi critiques pour la modélisation de l'effort et leur utilisation devrait être évaluée selon le cas et la nature des projets concernés.

La plupart des facteurs ont été évalué selon une échelle à 5 niveaux. Cette évaluation limite le champ de vision et l'étendu des valeurs accordées aux facteurs de pilotage. Elle pourrait ainsi affecter la précision des modèles. Une évaluée plus graduée ou continue serait plus pertinente. Néanmoins, il serait plus difficile de développer des méthodes et critères d'évaluation pour cette dernière.

La plupart des critères et grilles d'évaluation des facteurs ont été développé selon les bonnes pratiques et les standards de l'industrie. Dans certains cas, ces critères sont adaptés au contexte des projets impliqués dans l'études. Il serait pertinent de réévaluer la validité de ces

critères selon les cas, apporter les calibrations et ajustements nécessaires ou développer de nouveaux critères plus adaptés.

6.3 Retombées de la recherche

Ce projet de recherche a proposé une nouvelle approche intégrée pour contrôler les dépassements des coûts comme alternative à l'approche conventionnelle basée exclusivement sur l'estimation. Ainsi, sur le plan scientifique, les résultats de la recherche ont contribué à l'enrichissement des connaissances sur le sujet d'estimation des coûts et le contrôle de leurs dépassements avec des éléments personnalisés pour le secteur aérospatial. Trois publications de journaux ont concrétisé les résultats des recherches en apportant des valeurs ajoutées significatives à plusieurs niveaux. Le nouveau cadre de référence pour les facteurs de pilotage de l'effort, présenté dans le chapitre 3, offre à la communauté scientifique et professionnelle de l'industrie aérospatiale une compréhension holistique de la dynamique des coûts de développement et les principaux éléments et concepts qui l'influence. Il pourrait être considéré comme un point de référence pour tous nouveau travail de recherche concernant les facteurs de performance, en particulier les coûts de développement de produits, dans le secteur aérospatial. Il permettrait également de faciliter le consensus sur les facteurs critiques à utiliser pour modéliser l'effort ou les coûts de développement dans ce secteur. Les résultats de la modélisation et l'estimation de l'effort présenté dans le chapitre 4 confirment les inquiétudes à propos de l'utilisation des méthodes classiques de régression pour modéliser l'effort ou les coûts dans le secteur aérospatial et illustrent l'écart drastique de précision entre ces techniques et les techniques d'apprentissage machine. Ces derniers ont déjà fait preuve de leur fiabilité d'estimation dans d'autres secteurs, notamment dans des contextes de complexité et d'incertitude. Ce travail de recherche confirme leur adéquation avec la dynamique des coûts aussi pour le secteur aérospatial. Les résultats de l'expérimentation démontrent aussi le rôle de l'incertitude et l'effet considérable de son intégration dans la modélisation. Les professionnels et académiques intéressés par le sujet des coûts de développement dans le secteur aérospatial seront ainsi conscients de l'importance vital de l'incertitude ce qui leur inciterait à pousser les recherches vers de développement de

nouvelles méthodes pour son évaluation. Les modèles d'estimation des dépassements des coûts présentés dans le chapitre 5 concrétisent les suggestions de certains auteurs de passer du paradigme d'estimation au paradigme de contrôle pour mieux maîtriser ces dépassements. Les travaux de recherche réalisés dans ce projet de doctorat présentent ainsi une alternative pour réaliser ce passage et démontrent qu'une estimation précise des dépassements potentiels des coûts et tout à fait possible lors des phases préliminaires du projet si les paramètres et les techniques de modélisation appropriées sont utilisés. Ainsi, ce travail de recherche appuie fortement les orientations dans la littérature qui recommandent l'utilisation d'une approche de contrôle pour mieux maîtriser les coûts des projets. En effet, le niveau d'incertitude dans les projets de développement de produits dans le secteur aérospatial est tellement élevé qu'il serait presque impossible d'estimer les coûts avec le degré de précision requis pour éviter les dépassements.

Pour mieux illustrer les retombées scientifiques et les valeurs ajoutées de l'approche utilisée dans ce travail de recherche, le tableau 6.1 présente une comparaison avec plusieurs modèles d'estimation des coûts ou de l'effort dans la littérature, notamment ceux qui sont proches du contexte de ce travail et qui réclament des taux de précision élevés. La comparaison s'est basée sur huit différents critères et démontre clairement la supériorité de la démarche à plusieurs niveaux, notamment, sa personnalisation pour le secteur aérospatial, la méthodologie de sélection des facteurs de pilotage, la prise en compte de l'incertitude dans la modélisation, l'aspect dynamique basée à la fois sur la planification et le contrôle et finalement le taux de précision. La seule faiblesse de la démarche se réside dans la taille de la base de données utilisée.

Sur le plan industriel, les travaux de recherche auront des retombées significatives sur le contrôle des dépassements des coûts. Ces dépassements ont été évalués par [keller et al. \(2014\)](#) à 45%, et sont de l'ordre de 25% à 50% pour 55,6% des projets selon une enquête réalisée en 2019 auprès de 29 professionnels du secteur aérospatial. La réduction de ce pourcentage permettrait de réaliser des économies énormes vu les budgets gigantesques des projets de développement dans ce secteur. Concrètement, l'estimation des coûts ou de l'effort est un

prérequis pour la planification des activités, l'acquisition des ressources, les engagements financiers et la planification du projet en général. L'estimation précise est ainsi un élément essentiel dans le contrôle des coûts. D'autant plus, les nouveaux modèles proposés pour l'estimation des dépassements des coûts permettront de renforcer le niveau de contrôle sur les coûts et réduire davantage leurs dépassements. Enfin, les facteurs de pilotage du cadre de référence et les paramètres utilisés pour la modélisation des dépassements peuvent également être utilisés comme des indicateurs de performance dans le système de prise de décision ou encore pour la simulation des scénarios d'exécution du projet ou des scénarios d'amélioration.

Tableau 6.1 Comparaison de l'approche avec différents modèles d'estimation

Modèles	ML	Régression	Choix des facteurs de pilotage	Taille de la Base de données	Personnalisée pour l'aérospatial	Approche de contrôle	Facteur d'incertitude	Précision
Approche proposée	+	+	+++	61-46	+++	+++	+	92,4 %–91,9%
Wang et al. (2012)	+	-	-	92	-	+	-	92%
Adoko et al. (2015)	-	+	+	69	++	++	-	75%
Loyer et al. (2016)	+	+	-	254	+	-	-	93,6%
Salam & Bhuiyan (2016)	-	+	-	7	+	-	-	91,15%
Deng & Yeh (2011)	+	+	-	107	+	-	-	93,4%
Caputo & Pelaggagge (2008)	+	+	+	68	+	-	-	91%
Xu & Yan (2006)	+	-	++	72	-	-	-	90,9%
Kim et al. (2005)	+	-	-	498	-	-	-	95,4%

CONCLUSION

Le dépassement des coûts est un enjeu alarmant en développement des produits dans le secteur aérospatial. La précision de l'estimation a été identifiée comme la cause principale de ces dépassements. En effet, l'exactitude des estimées permet non seulement d'évaluer la rentabilité du projet et planifier le financement mais aussi de maîtriser la planification des activités et l'utilisation des ressources. La présence d'un niveau d'incertitude élevé et le caractère hautement dynamique et turbulent du secteur aérospatial rend l'estimation de l'effort relativement complexe. La réalité des projets de développement de produits dans le secteur aérospatial démontre que les méthodes d'estimation actuelles, basées sur les techniques de régression sont loin de répondre aux attentes de l'industrie pour mieux maîtriser les dépassements des coûts.

La présente thèse offre une nouvelle approche intégrée pour contrôler les dépassements des coûts de développement dans l'industrie aérospatial. Elle a proposé de nouveaux modèles pour améliorer la précision de l'estimation de l'effort, la composante principale dans la structure des coûts, en surmontant les enjeux majeurs liés aux méthodes actuelles d'estimation. Ces enjeux concernent les facteurs de pilotage, les techniques de modélisation et la présence d'un niveau d'incertitude élevé. Elle a également proposé une nouvelle méthode pour contrôler les dépassements des coûts à travers la prédiction de leurs niveaux lors des phases préliminaires d'exécution projet. Pour atteindre les objectifs, les travaux de recherche ont été divisés en trois parties.

La première partie, présentée dans le chapitre 3, a porté sur l'élaboration d'un nouveau cadre de référence qui regroupe et classe les facteurs de pilotage de l'effort en développement de produit dans le secteur aérospatial. Ceci avait permis de modéliser l'effort ou les coûts en utilisant des facteurs personnalisés qui ont été déterminés grâce à une démarche de recherche scientifique structurée. Le développement du cadre de référence a été basé sur une revue extensive de la littérature, une étude de cas et une enquête impliquant 29 professionnels dans le secteur aérospatial. Les résultats de la recherche ont mené à l'identification de 46 facteurs

de pilotage répartis en trois classes selon leur criticité (élevée, modérée et faible). Le cadre de référence regroupe ainsi les seize facteurs les plus critiques pour la modélisation de l'effort. Ils ont été classifiés en facteurs d'incertitude, facteurs de complexité et facteur de compétence. Les facteurs de complexité ont été classifiés à leur tour en complexité technologique, complexité organisationnelle et complexité environnementale.

La deuxième partie, présentée dans le chapitre 4, a porté sur le développement de modèles d'estimation de l'effort qui utilisent des facteurs de pilotage du cadre de référence élaboré dans le chapitre 3. Les modèles utilisent également des données historiques sur 46 projets de développement obtenues d'un partenaire industriel qui opère dans le secteur aéronautique.

Plusieurs modèles à base des techniques d'apprentissage machine, notamment, les RNAs et MVSs ont été développés, entraînés et testés. Les performances de ces modèles ont été comparées avec les techniques de régression. Les résultats ont démontré que les précisions obtenues avec les techniques d'apprentissage machine sont largement meilleures que celles des techniques de régression, surtout avec la MVS optimisée et les configurations des RNAs à une seule couche cachée et un faible nombre de neurones. En effet, la taille de base de données utilisée dans ce projet de recherche impose l'utilisation d'un nombre limité de couches et de neurones pour éviter le problème de surajustement des modèles. La petite taille de la base de données favorise également l'utilisation des modèles MVSs par rapport aux RNAs à cause de leur stabilité et les performances qu'ils assurent malgré le nombre limité de données.

La deuxième partie s'intéressait également à l'évaluation de l'effet de l'incertitude sur la modélisation et l'estimation de l'effort. Dans ce sens, les résultats de l'estimation des différents modèles ont été comparés avec et sans l'utilisation du niveau d'incertitude comme facteur de pilotage. L'écart de précision a confirmé l'importance vitale d'intégrer l'incertitude dans la modélisation de l'effort et a appuyé les affirmations de certains auteurs dans la littérature qui considère l'incertitude comme une source principale de défaillance des modèles d'estimation actuels.

La troisième partie, présentée dans le chapitre 5, a porté sur le développement d'une nouvelle approche pour contrôler les dépassements en se basant sur l'estimation de leurs niveaux lors des phases préliminaires de développement. L'utilisation d'une approche basée sur le contrôle a été réclamée par plusieurs auteurs qui croient que l'approche actuelle basée sur la précision de l'estimation est insuffisante pour contrôler les dépassements. Les travaux de recherche de cette partie ont ainsi concrétisé la mise en œuvre de cette approche à travers le développement de modèles d'estimation des dépassements des coûts. Ces modèles ont utilisé certains paramètres de performance inspirés des rapports de GAO pour l'évaluation des mégaprojets de la NASA et du DoD. La base de données pour l'entraînement et les tests des modèles, composée de 61 projets, a été également extraite des rapports de GAO en utilisant des grilles et critères d'évaluation préétablis. Les résultats ont démontré qu'il est possible de prédire le niveau de dépassement des coûts avec une précision très acceptable lors des phases préliminaires du projet. Les précisions de prédictions obtenues à l'aide des RNAs ont été légèrement meilleures à celles de la méthode MVS. Cependant, le problème de surajustement de ces modèles qui s'accroît avec l'augmentation du nombre des neurones pourrait favoriser l'utilisation du MVS lorsque la taille de la base de données est faible.

Les principales constatations de ce projet de recherche peuvent être résumées comme suit :

- Les précisions d'estimation obtenues avec les modèles régression sont loin d'être satisfaisantes. Ceci confirme les inquiétudes à propos de l'adéquation de ces techniques avec la nature des paramètres dans le secteur aérospatial. Ceci renforce également les soupçons sur les causes des dépassements des coûts dans ce secteur et leur lien avec l'utilisation des techniques inappropriées pour l'estimation des coûts.
- L'identification des facteurs de pilotage est une étape critique dans la modélisation de l'effort et des coûts. L'utilisation d'une démarche structurée a démontré que le nombre des facteurs critiques qui rentrent dans la dynamique des coûts est beaucoup plus élevé que le nombre utilisé habituellement par les modèles d'estimation. L'omission des facteurs critiques est ainsi l'une des causes majeures des performances non satisfaisantes des modèles d'estimation.

- Les techniques d'apprentissage machines sont plus efficaces et plus appropriées pour modéliser et estimer l'effort dans le secteur aérospatial. Ils sont plus adaptés à la nature complexe des interactions entre les paramètres.
- Aucun jugement ne pourrait être apporté sur la supériorité absolue d'un modèle d'apprentissage machine par rapport à un autre. L'utilisation de ces modèles dans deux contextes différents a confirmé ce fait. Les performances des modèles dépendent de la nature des facteurs de pilotage, la dynamique et le type de relation entre ces facteurs, la taille de la base de données, la répartition et l'étendu des valeurs de chaque facteur et des paramètres d'entraînement (hyperparamètres) de chaque modèle.
- À cause du niveau d'incertitude élevé et de l'aspect dynamique et turbulent du secteur aérospatial, il serait impossible de maîtriser les dépassements des coûts en se basant seulement sur la précision de l'estimation. En effet, on ne pourrait probablement jamais atteindre le niveau de précision requis pour assurer la maîtrise des dépassements. Ainsi, une approche de contrôle est nécessaire pour mieux maîtriser les coûts et leurs dépassements. L'une des alternatives de contrôle est d'estimer le niveau du dépassement potentiel lors des phases préliminaires du projet à l'aide des paramètres et modèles appropriés. En effet, lorsque les paramètres de performance et les techniques de modélisation adéquates sont utilisés, il serait possible de prédire le niveau du dépassement des coûts lors des phases préliminaires du projet avec un niveau de précision très satisfaisant.

RECOMMANDATIONS

Comme déjà mentionné, l'estimation de l'effort ou des coûts est l'un des sujets les plus complexes en planification des projets de développement. Malgré les efforts déployés dans le présent projet de recherche pour proposer des modèles d'estimation assurant un degré de précision très élevé, nous ne pouvant revendiquer la perfection des résultats obtenus. Certaines limites et faiblesses n'ont pas pu être évitées à cause de l'indisponibilité des données ou des contraintes de temps et des ressources. Les recommandations suivantes pourraient ainsi améliorer les résultats ou du moins faciliter la mise en application des livrables.

Le cadre de référence des facteurs de pilotage de l'effort a été développé pour les entreprises du secteur aérospatial de toutes tailles et activités. Il serait pertinent de personnaliser ce cadre de référence en fonction des données démographique des entreprises tel que la taille de l'entreprise, le budget moyen des projets impliqué, le type de produits développé (composante, système ou système de systèmes, produits matériels, intégration matériel logiciel, etc). Pour assurer cette personnalisation, l'enquête réalisé pour l'évaluation de la criticité des facteurs devrait impliquer un large spectre de participants pour pouvoir analyser les résultats en fonction des profils des entreprises participantes.

Les résultats de la modélisation ont démontré que les RNAs sont instables à cause du problème de surajustement. Pour pouvoir stabiliser les résultats d'estimation des RNAs et assurer des performances similaires sur les projets futurs, il serait nécessaire d'élargir la taille de la base de données avec des projets de natures différentes. Une base de données plus large permettrait d'avoir de meilleures performances avec d'autres configurations de RNAs, notamment, les MLPs à deux couches cachées. Une base de données plus large permettrait également d'intégrer d'autres facteurs de pilotage sans générer le problème de surajustement des modèles et améliorer ainsi la précision de l'estimation. Une autre opportunité qui pourrait être exploitée avec une base de données de grande taille est l'utilisation de l'approche basée sur l'amalgamation des techniques. Il s'agit d'une alternative prometteuse qui utilise la combinaison de deux techniques d'apprentissage machine dont la première sert, en général, à

personnaliser la base de données d'entraînement alors que la deuxième s'occupe de l'estimation en tant que telle. L'estimation serait potentiellement plus précise.

Le niveau de maturité des technologies lors du démarrage du projet est un facteur clé de pilotage de l'effort. Néanmoins, l'évolution de ce niveau de maturité en cours de projet est aussi critique que son niveau de départ. Il serait ainsi pertinent que les recherches futures sur la maturité des technologies puissent analyser les conditions et paramètres qui influencent cette évolution ainsi que les effets sur les coûts. L'intégration des résultats devrait améliorer la précision des modèles d'estimation de l'effort.

Plusieurs travaux de recherche ont souligné le rôle et l'effet de l'incertitude en développement de produits dans l'industrie aérospace. Le présent travail de recherche a également démontré l'importance vitale de l'incertitude dans l'estimation de l'effort. Cependant, les recherches sur l'incertitude en développement de produits ne reflètent pas cette importance et ne favorisent pas la compréhension approfondie de son rôle dans la dynamique des coûts. Il serait primordial dans les recherches futures de mener des études approfondies sur l'incertitude en développement de produits qui prennent en considération les sources, les facteurs et les conditions d'incertitude. L'une des pistes de recherche est d'élaborer un cadre de référence qui intègre tous ces éléments. Ce cadre de référence permettrait de mieux comprendre et évaluer l'incertitude en développement de produits, notamment dans l'industrie aérospace.

Enfin, l'évaluation des facteurs de pilotage pour les modèles d'estimation a été réalisée selon des critères élaborés à partir de standards et bonnes pratiques du secteur aérospace. Une échelle à 5 niveaux avec des grilles prédéfinies ont été utilisées pour faciliter le processus d'évaluation et réduire les biais sur les données obtenues. D'autres méthodes et critères d'évaluation pourraient être plus efficaces. Il serait recommandé de personnaliser les critères et grilles d'évaluation en fonction de la nature des projets et des objectifs de l'entreprise. Aussi, pour assurer l'efficacité du système d'évaluation, il serait fortement recommandé de soutenir les démarches par un système de processus, d'outils et de ressources afin de standardiser les méthodes d'évaluation et éliminer les biais sur les résultats obtenus.

ANNEXE I

REVUE DE LA LITTÉRATURE : AUTRES TECHNIQUES POUR L'ÉSTIMATION DES COÛTS

Cette annexe présente une revue détaillée des différentes techniques d'estimation qui sont hors portée du présent projet de recherche afin d'enrichir les connaissances du lecteur à propos du domaine d'estimation de l'effort en développement de produits et les différentes techniques qui y sont utilisées.

1. Estimation analogique

Selon cette technique, les coûts sont déterminés en se basant sur la similarité entre le projet en cours et les projets historiques. Certains ajustements sont parfois nécessaires surtout dans le cas où des écarts sont enregistrés sur les caractéristiques prédéfinies pour la comparaison (Castagne et al., 2008). L'estimation analogique peut être appliquée selon l'approche Top-Down si l'analogie est recherchée au niveau du produit ou du projet ou selon l'approche Bottom-Up si l'analogie est recherchée au niveau des tâches et des lots de travail. Camargo, Rabenasolo, Jolly-Desodt, et Castelain (2003) croient que cette technique ne peut être appliquée que pour les produits technologiquement fermés, ou en d'autres termes les produits qui n'utilisent pas les nouvelles technologies, car le principe de l'analogie ne serait pas respecté. Concrètement, les modèles analogiques identifient un produit similaire et réutilisent les informations sur les coûts pour l'estimation. En général, l'analogie n'est pas directe, elle fonctionne plutôt par inférence de similarité sur la structure des coûts en utilisant une ou plusieurs caractéristiques telles que la géométrie ou les fonctionnalités. Certains ajustements sont donc requis lors de la mise en œuvre des modèles analogiques (Caputo & Pelagagge, 2008). Ces méthodes donnent une approximation très grossière des coûts et restent inappropriées dans les situations où l'exactitude est requise. Les compétences de l'estimateur et ses habilités à déceler correctement les analogies sont des points déterminants dans la

fiabilité et l'exactitude de cette technique (Castagne et al., 2008). Pourtant, son utilité réside dans la rapidité de son implantation et son coût de mise en œuvre.

Quoique les modèles analogiques ne soient pas dans l'intérêt de la présente thèse, quelques exemples de leurs applications dans la littérature seront présentés dans le but de comprendre les principes et contextes de leur fonctionnement et mise en œuvre.

Bashir et Thomson (2001a) ont proposé un modèle analogique pour l'estimation de l'effort de design qui utilise la taille et la productivité potentielle du projet futur comme paramètres d'analogie. L'analogie est basée sur l'évaluation de la productivité du projet futur par l'intégration du concept de vecteur propre (*Eigenvector*) pour estimer l'influence de certains facteurs sur la productivité. Le modèle est de nature intuitive et ne nécessite aucune modélisation ou équation mathématique.

Y. F. Li, Xie, et Goh (2009) se sont également intéressés à la modélisation analogique selon l'approche *Top-Down*. Leur étude avait pour objectif d'améliorer la fiabilité de cette méthode en proposant une nouvelle technique de sélection des projets qui seront utilisés comme références pour l'analogie. Cette technique se base sur l'identification de certaines caractéristiques des projets de référence et la détermination des poids associés à ces caractéristiques dans le but de rendre ces projets plus représentatifs comme projets analogiques.

Azzeh et al. (2014) ont travaillé sur deux enjeux majeurs de l'estimation analogique qui sont (1) le nombre optimal des cas d'analogie de référence à utiliser et (2) les ajustements à apporter aux paramètres d'analogies pour avoir des estimées fiables. L'étude a utilisé l'algorithme artificiel de colonie d'abeilles pour déterminer le nombre optimal d'analogies ou de projets potentiellement similaires au projet futur et ajuster le coefficient de similarité des caractéristiques qui optimise la distance entre le projet futur et ses projets similaires. Les résultats de l'application du modèle ont démontré une nette amélioration des performances de prédiction. Les auteurs ont signalé que le nombre d'analogies varie considérablement d'un

projet à l'autre contrairement aux pratiques courant de la méthode analogique qui prévoient un nombre fixe d'analogies. Plus tard, [Azzeh et Nassif \(2015\)](#) ont exploré une nouvelle méthode pour la détermination du nombre optimal d'analogies. En effet, avec l'utilisation de l'algorithme *Bisecting k-Medoids Clustering*, ils ont démontré qu'il est possible d'obtenir de meilleurs résultats pour l'identification du nombre d'analogies de chaque projet. L'algorithme *Bisecting k-Medoids Clustering* permet d'avoir une meilleure compréhension des caractéristiques de la base de données de référence ou des analogies et de déterminer ainsi, automatiquement, l'ensemble des projets analogiques.

[Kowalska et Ochodek \(2014\)](#) ont développé une nouvelle méthode d'estimation de l'effort basée sur l'analogie combinée avec l'utilisation de l'ontologie. Ce travail de recherche estime que l'analogie basée exclusivement sur l'avis d'experts est loin d'être parfaite. En effet, les estimées seraient parfois influencées par le désir et les intérêts personnels. L'article mentionne aussi que l'utilisation de la modélisation paramétrique pour estimer les efforts au niveau de la tâche selon l'approche "*Bottom-Up*" est non adéquate à cause du fait qu'on ne peut utiliser les mêmes paramètres pour toutes les tâches. Kowalska et Ochodek ont suggéré ainsi de se baser sur l'approche analogique complétée par le concept de l'ontologie pour pouvoir constituer une base de données et des connaissances susceptibles de permettre une estimation plus fiable de l'effort. Les auteurs présument que cette méthode peut être utilisée également en support à la méthode de l'avis des experts pour assurer les meilleurs résultats possibles. En effet, l'expert pourrait ajuster le niveau de l'analogie (ou de similarité) en fonction de son expertise et de l'évolution des paramètres et des facteurs liés à la tâche. La méthode de Kowalska et Ochodek est plus adaptée pour l'estimation de l'effort en développement des logiciels.

2. L'avis d'experts

L'estimation basée sur l'avis d'experts est une technique qui utilise des méthodes non explicites par une ou plusieurs personnes reconnues comme experts dans le domaine concerné. C'est également une technique qui peut être appliquée selon l'approche Top-Down ou Bottom-Up. Le choix de l'approche dépend des objectifs de l'estimation, du niveau

d'exactitude visé et surtout de l'habileté et l'expérience de l'expert avec des projets de nature similaire (Jørgensen, 2004). Dans le cas d'une approche Top-Down, l'expert procède à l'estimation globale de l'effort ou du coût au niveau du projet avant qu'une répartition ne soit effectuée au niveau des activités selon des règles ou des proportions préétablies. Si l'approche Bottom-Up est préconisée, le projet sera subdivisé en activités qui feront l'objet d'estimations séparées par le ou les experts. L'estimation totale serait le résultat de l'agrégation des estimées de chaque activité avec l'ajout éventuel d'un montant additionnel pour les imprévues et les activités d'intégration. Les démarches d'estimation peuvent se baser exclusivement sur le jugement personnel de l'expert (l'instinct de l'expert) ou dans l'autre extrême, être supportées complètement par des données empiriques, des processus, des directives et des checklists (Jørgensen, 2004). Les principales motivations pour l'utilisation de cette technique sont liées aux exigences faibles sur les données d'entrée requises, au temps d'estimation rapide et surtout à la flexibilité d'ajustement des estimées.

Les efforts de recherche sur l'estimation des coûts à l'aide des techniques de l'avis d'experts sont plutôt rares dans la littérature. Jørgensen est l'un des chercheurs qui se sont intéressés le plus à cette technique. Jørgensen (2010) avait mené une étude sur la sélection des stratégies à utiliser dans les méthodes d'estimation de l'effort basées sur le jugement d'expert. L'objectif de ce travail est d'analyser les facteurs d'influence pour le choix de la stratégie d'estimation. Les principales stratégies évoquées sont : la stratégie par intuition et la stratégie analytique. L'auteur a mis l'accent sur le fait qu'il est plus pertinent de chercher des résultats satisfaisants ou lieu de s'attarder sur la recherche des résultats optimisés. Il justifie son choix par le fait que les méthodes de jugement doivent être suffisamment simplifiées pour pouvoir les exécuter efficacement et en temps réel. Jørgensen (2011) a proposé un processus en deux étapes dont l'objectif est de prévenir l'élaboration d'estimées biaisées par la méthode de l'avis d'experts. Il juge que les experts ont tendance, en générale, à considérer des conditions idéales lors de l'estimation de l'effort. Pour cela, il suggère que le processus d'estimation démarre par une phase d'évaluation sous conditions idéales. L'objectif de cette phase est d'élaborer des estimées qui seront considérés comme point de référence et non comme résultats finaux d'estimation. La deuxième phase du processus permettrait d'identifier les

écarts entre les conditions idéales et les conditions réalistes et d'ajuster les estimées de l'effort. Ce processus en deux phases permettrait de pousser les experts à être conscient de la différence entre les conditions idéales et réalistes.

3. L'estimation analytique

Nommée aussi estimation analytique-générative, cette technique utilise l'approche Bottom-Up pour l'estimation de l'effort en se basant sur la décomposition détaillée du projet en activités et lots de travail selon la SDP (Castagne et al., 2008; Cavalieri et al., 2004; Layer et al., 2002). Elle constitue l'élément de base pour la méthode *Design-to-Cost* (Boothroyd, Dewhurst, & Knight, 2010) et se considère comme l'une des techniques les plus précises. En effet, l'estimation analytique se base sur une analyse détaillée des activités du projet et les différentes composantes du coût ou de l'effort qui y sont associées. Ainsi, le recours aux bases de données sur les standards des temps et des coûts, aux bonnes pratiques, aux connaissances empiriques, à l'expertise et même à la modélisation paramétrique de certaines activités sont parmi les principales options pour exécuter l'estimation analytique. L'une des restrictions majeures de la méthode analytique est la difficulté de sa mise en œuvre et son coût relativement élevé surtout pour les projets d'envergure.

4. L'estimation basée sur les activités

Cette technique est très similaire à l'estimation analytique et utilise aussi l'approche Bottom-Up pour l'estimation de l'effort du projet. Connue sous le nom de l'ABC (*Activity-Based Costing*), cette technique a été définie par Lewis (1995) comme une méthode qui accumule les coûts du projet en déterminant les coûts associés à chaque activité. Ce focus sur l'activité pousse les utilisateurs de la méthode ABC à donner plus d'intérêt aux paramètres qui génèrent des coûts au niveau des ressources indirectes et des ressources de support. En effet, l'un des avantages majeurs de l'ABC est que les coûts indirects sont mieux reflétés dans la structure des coûts de développement (Qian & Ben-Arieh, 2008). C'est ainsi que la méthode ABC est mieux adaptée lorsque les ressources sont partagées par plusieurs activités et projets. Ainsi, un effort considérable est requis pour déterminer la répartition de

leur utilisation. Cependant, son inconvénient principal est l'effort requis pour collecter les informations sur les coûts au niveau de chaque activité, notamment les coûts indirects et leurs taux d'imputation. Cet inconvénient génère un autre enjeu lié à la mise à jour des estimées dans un environnement dynamique tel est le cas des projets de développement de produits dans le secteur aérospatial. L'effort d'estimation au niveau de l'activité peut être accompli à l'aide des méthodes paramétriques, de l'avis d'experts, de l'analogie ou de toute autre technique adaptée à la nature de l'activité et la disponibilité des ressources et des informations. La méthode ABC est reliée à l'utilisation de certains concepts tels que le design pour la qualité, le design pour la production et le design pour la distribution afin de mieux contrôler les activités sans valeur ajoutée.

ANNEXE II

RESSOURCES PERTINENTES POUR L'ESTIMATION DE L'EFFORT DANS LE SECTEUR AÉROSPATIAL

Certains acteurs clés, qui ont une influence majeure sur les régularisations et les normes dans le secteur aérospatial, ont développé un ensemble de ressources et d'outils sous formes de logiciels (softwares), manuels (*Handbooks*) et sites-web pour supporter les entreprises du secteur dans l'estimation des coûts de développement et les coûts de cycle de vie. Il s'agit de l'Administration Nationale du Spatiale et de l'Aéronautique (NASA), du département de la défense des ÉU (DoD) et du GAO (US Government Accountability Office). Les outils développés sont destinés principalement aux projets gouvernementaux et sont qualifiés comme des GOTS (Government of The Shelf) selon la notation de la NASA. Ces outils sont utilisés par les agences de la NASA ou leurs fournisseurs pour estimer les coûts des produits développés pour la NASA. D'autres entités indépendantes ont également développé des modèles d'estimation des coûts sous forme de logiciels d'ordres commerciaux, dont la plupart sont personnalisés pour des applications particulières en industrie aérospatiale. Selon la notation de la NASA ces modèles sont qualifiés comme des COTS (Commercial of The Shelf).

1. Manuels et sites-web sur l'estimation des coûts

Nous pouvons identifier quatre principaux manuels et un site web liés à l'estimation des coûts dans le secteur aérospatial. Cela concerne le *NASA Cost Estimating Handbook* (NASA, 2015), le *DoD Parametric Cost Estimating Handbook* (DoD, 1995), le *GAO Cost Estimating Assessment Guide* (GAO, 2020), l'*ISPA Parametric Estimating Handbook* (ISPA, 2008) et le site web d'estimation des coûts de la NASA (*NASA Cost Estimation Website*).

NASA Cost Estimating Handbook : Ce manuel fournit un aperçu concis sur l'estimation des coûts chez la NASA. Concrètement, il présente le détail du processus d'estimation avec les exigences, les rôles et les responsabilités. Il explique également les quatre méthodes

populaires d'estimation : paramétrique, analogique, engineering Build-Up et ROM (Rough of Magnitude) avec les avantages et inconvénients associés à chaque méthode. Le manuel fournit également des supports pour l'analyse de rentabilité, l'analyse financière et l'analyse des risques et décrit les différents outils COTS et GOST utilisés par la NASA avec les fonctionnalités et particularités de chaque outil.

DoD Parametric Cost Estimating Handbook : la première version de ce manuel a été publiée en 1995 (DoD, 1995) dans le but d'explorer l'utilisation des techniques paramétriques pour l'estimation des coûts au sein du département de la défense. Le document a évolué à travers plusieurs mises à jour. L'objectif était d'assurer les meilleures estimations possibles afin de réduire les coûts et le cycle de développement. Ainsi, le manuel fournit les formations et les informations nécessaires pour arriver à cette fin. Le contenu de ce manuel est axé autour des méthodes paramétriques pour l'estimation des coûts et les techniques pour le développement du CER (*Cost Estimating Relationship*) ainsi que les techniques de collecte et de manipulation des données requises. Il fournit également des exemples concrets de modèles d'estimation. Le manuel est en accès libre sur internet via le site : <https://vdocuments.mx/dod-parametric-cost-estimating-handbook-2nd-ed.html> (Accès le 13 Juin 2020).

GAO Cost Estimating and Assessment Guide : dans le cadre de ses missions relatives au soutien du *Congress* et du gouvernement pour le contrôle des projets d'acquisition, le GAO (US Government Accountability Office) a soulevé le problème de manque de formalisation et standardisation au niveau des processus d'estimation des coûts dans les projets de développement de la NASA. Il a ainsi développé en 2009 un nouveau guide avec les méthodes et bonnes pratiques d'estimation des coûts (GAO, 2009) qui devront être utilisés par les organismes et unités industrielles qui travaillent sous tutelle du gouvernement fédéral dans le secteur aérospatial. La dernière version du guide a été publiée en 2020 (GAO, 2020). L'application de ces méthodes et bonnes pratiques devrait assurer une estimation fiable des coûts et éviter ainsi les dépassements excessifs des coûts et délais. Les méthodes et pratiques sont illustrées par des études de cas de différents projets contrôlés par le GAO. Le guide est

utile pour toute entreprise opérant dans le secteur aérospatial ou tout autre secteur concerné par le développement des produits. Il couvre également des pratiques pour supporter le processus d'estimation telles que la collecte des données, la gestion des risques, la documentation, la planification, la gestion des équipes, etc.

ISPA Parametric Estimating Handbook: ce manuel (ISPA, 2008) a été développé conjointement par le ISPA (*International Society of Parametric Analysts*) et le SCEA (*Society of Cost Estimation and Analysis*) pour fournir un guide des pratiques d'estimation paramétriques. Ce manuel présente les origines de l'estimation paramétrique des coûts et décrit les fondements théoriques liés au développement et à l'implantation de la fonction d'estimation CER. Il met l'accent sur l'importance de la collecte et l'analyse des données dans le processus d'estimation et fournit les techniques et outils nécessaires dans ce sens. À l'instar des autres manuels, le *Parametric Estimating Handbook* fournit des illustrations à travers un ensemble d'études de cas pour faciliter l'assimilation et la compréhension des théories et connaissances présentées.

Site Web de la Nasa : ce site web (www.nasa.gov) regroupe un ensemble d'outils, de méthodes et d'exemples offerts pour des fins éducatives et supportés par données historiques des programmes de la NASA. Le site comprend certains modèles destinés à des applications spécifiques tels que le CECM (*DNS Cost Estimating Cost Model*), le JPL SCET (*SpaceCraft Cost Estimation Tool*), le MOCM (*Mission Operations Cost Model*), le SOCM (*Space Operations Cost Model*) et le AMCM (*Advanced Missions Cost Model*). Ces modèles utilisent principalement l'approche ROM (Rough of magnitude) pour l'estimation des coûts. Le PCEC (Project Cost Estimating Capability) est un outil géré par le OCFO (Office of the Chief Financial Officer). Il est disponible à l'adresse https://www.nasa.gov/offices/ocfo/functions/models_tools/PCEC et offre à la communauté d'estimation des coûts de la NASA une librairie qui contient des données et une large variété des fonctions d'estimation CERs. L'objectif de ce site est de supporter le développement des modèles d'estimation des coûts pour tous les éléments du SDP (Structure de Décomposition du Projet) de la NASA. L'office indépendant d'évaluation des programmes (IPAO :

Independent Program Assessment Office) de la NASA offre également sur ce site web des liens et des informations sur les différents organismes, associations, agences et références pertinentes sur l'estimation des coûts dans le secteur aérospatial (<https://www.nasa.gov/offices/ipce/ipao/cost-schedule/index.html>).

2. Outils d'estimation des coûts dans le secteur aérospatial

Ces outils sont divisés en deux catégories, les outils commerciaux et les outils gouvernementaux. Selon la définition de la NASA, cette dernière catégorie concerne les outils qui ont été développés pour les agences gouvernementales ou par ces agences elles-mêmes pour une utilisation exclusive par les entités impliquées dans les programmes gouvernementaux. Les plus connus sont l'outil NAFCOM (*NASA Air Force Cost Model*) et l'outil DoD LVCM (*Launch Vehicle Cost Model*). Les outils commerciaux, identifiés sous le nom de COTS sont ceux qui ne nécessitent aucune modification ou entretien pour répondre aux attentes de l'utilisateur. Quoiqu'ils soient nommés outils commerciaux, certains outils COTS sont en libre accès et ne requièrent aucuns frais. Les plus connus dans cette catégorie sont le modèle USCM et le modèle TransCost. Les autres outils qui requièrent des frais annuels sont en général plus robustes et offrent plus d'options. Les plus populaires dans cette catégorie sont le CEER, le PRICE et le ACES.

L'outil NAFCOM :

Initialement développé sous le nom de NASCOM par la société internationale pour les sciences appliquées ou SAIC (*Science Applications International Corporation*) pour le compte du centre spatial Marshall et l'agence de l'analyse des coûts des forces aériennes (*US Air Force*). Dans sa version actuelle, le NAFCOM est un outil informatique pour l'estimation des coûts en développement de matériels dans le secteur spatial. L'outil se base sur la modélisation paramétrique et utilise les données historiques des programmes spatiaux de la NASA et des forces aériennes. Il est utilisé par les agences gouvernementales et leurs prestataires pour estimer les coûts durant les phases préliminaires du développement. L'outil utilise des variables liées aux paramètres techniques et programmatiques pour le développement de la fonction CER. Il offre également l'option d'utiliser la méthode

analogique pour l'estimation lorsque cette dernière est plus adaptée. Contrairement aux modèles paramétriques qui utilisent l'approche To-Down pour estimer les coûts au niveau du programme, le NAFCOM utilise l'approche Bottom-Up en permettant une estimation au niveau des sous-systèmes et composantes selon la SDP. La motivation derrière cette approche est l'implication de différents prestataires au niveau des différents sous-systèmes et composantes.

L'outil LVCM :

Le LCVM (*Launch Vehicle Cost Model*) est un outil d'estimation basé sur la modélisation paramétrique et offert exclusivement aux gestionnaires de projets et analystes du coût en usage interne au sein du département de la défense (DoD). L'outil produit les estimées des coûts au niveau des composantes et sous-systèmes. Ces estimées devront être agrégées pour obtenir les estimées au niveau du système (approche Bottom-Up). L'outil permet également de répartir les coûts par années pour supporter les processus de financement et budgétisation. Pour une utilisation efficace de l'outil, il est recommandé que les paramètres d'entrée du modèle soient évalués soigneusement par une personne qui en possède les compétences requises. Ces paramètres concernent principalement le poids, le type de combustible, le site de lancement et certaines données techniques sur les sous-systèmes, notamment, la structure, l'unité de contrôle thermique, le système d'atterrissage, l'instrumentation et la propulsion.

L'outil USCM :

Le USCM (*Unmanned Space Vehicle Cost Model*) est un modèle développé par les forces aériennes pour l'estimation du coût des véhicules spatiaux autopiloté en orbite terrestre ainsi que pour le matériel de vol et le matériel en sol. L'outil est accompagné d'un manuel de support et utilise les techniques d'estimation paramétriques. L'avantage du USCM est la transparence des paramètres utilisés, de la fonction du coût et des étapes du processus qui ont mené au développement du modèle incluant du choix des inputs et la validation du modèle. L'estimation se fait au niveau des sous-systèmes et composantes (Bottom-Up) par le biais de fonctions CERs développées à l'aide des techniques de régression. Le manuel de support

offre les outils nécessaires pour l'analyse de sensibilité et l'évaluation des erreurs d'estimation. Il présente également des études de cas pour des fins de démonstration.

L'outil TransCost :

Le TransCost est le modèle le plus populaire pour l'estimation des coûts des systèmes de transport spatial, notamment, les véhicules de lancement. Il couvre les coûts de développement, de production et des opérations. Le modèle est approprié pour la phase conceptuelle du processus de design. Son coût d'acquisition, sa simplicité d'utilisation et la transparence de la fonction du coût CER sont les principaux facteurs qui ont contribué à la popularité du TransCost. Un autre point fort de l'outil est la possibilité de personnaliser la fonction CER en fonction du type de véhicule. Le modèle utilise une vaste base de données qui provient des projets de véhicules spatiaux en Europe et ÉU. La base de données est mise à jour régulièrement et couvre une période d'environ 60 ans (1960 jusqu'à nos jours). Les principaux facteurs ou paramètres utilisés dans la CER sont la masse du véhicule, le nombre d'unités, le nombre des étapes de lancement, le taux de lancement espéré et certains facteurs de complexité concernant les technologies, les prestataires et fournisseurs, l'expérience de l'équipe du projet, l'implication du gouvernement et les expériences antérieures avec des systèmes similaires. Le taux de précision du modèle est évalué à $\pm 20\%$.

L'outil SEER :

Développée par l'entreprise Galorath, SEER (Système d'évaluation et estimation des ressources) est un outil hybride d'estimation. En fait, il est basé à la fois sur la modélisation paramétrique et analogique selon une approche To-Down. L'outil permet d'estimer, dès les phases préliminaires, les coûts de développement, de production et d'opérations ainsi que les délais. Les principaux inputs du modèle sont la masse, le volume, la composition du matériel, la localisation, les technologies, le niveau de complexité et les performances espérées. Le processus d'estimation de l'outil se déroule en deux phases; la première phase concerne la comparaison analogique des paramètres du projet futur avec les projets enregistrés dans la base de données. L'objectif est d'extraire tous les projets ayant des traits similaires pour constituer une base de données personnalisée. La deuxième phase s'occupe de l'estimation

paramétrique à l'aide une CER utilisant la base de données personnalisée. L'outil SEER offre également un support sous forme de gabarits et de valeurs de références pour certains paramètres élaborés à partir d'une base de données des connaissances sur l'industrie. Ceci facilite et accélère le processus d'estimation.

L'outil PRICE-H

Développé initialement pour des applications militaires spatiales, PRICE est un outil de modélisation des coûts qui a été implanté pour la première fois chez Lockheed Martin pour l'estimation des coûts en développement de produits et pour assister à la gestion des appels d'offres concernant les systèmes militaires destinés au département de la défense. Il est devenu par la suite l'un des outils commerciaux d'estimation les plus connus dans le secteur aérospatial. PRICE a évolué dans le temps pour devenir *PRICE Systems Solutions Package*. Ce dernier est un progiciel qui offre des fonctionnalités d'estimation et de planification à travers ses deux modules PRICE et TruePlanner respectivement. Le module d'estimation se base sur les techniques paramétriques et utilise différents types de CER. L'un des points forts de cet outil est sa base de données constituée d'un historique de plusieurs milliers de projets de développement. Malgré qu'il soit initialement destiné pour des projets militaires, la dernière version de l'outil PRICE est plutôt multidisciplinaire. PRICE comprend également un ensemble de sous modules tels que le PRICE-HL pour l'estimation des coûts de cycle de vie et le PRICE-M destiné spécifiquement pour les produits électroniques. Les principaux paramètres d'entrée pour l'estimation sont le poids, la complexité, le nombre des unités (pour les coûts de production) et l'échéancier. En plus de l'estimation des coûts, l'outil peut également catégoriser les projets afin de fournir des valeurs de références (Benchmark) et permettre ainsi aux utilisateurs de positionner leurs projets et établir leurs objectifs.

L'outil ACES

ACES est un module de la suite 4Cost développé par la compagnie allemand 4Cost. C'est un outil d'estimation des coûts qui utilise les techniques de modélisation paramétriques. Il est basé sur un modèle générique destiné pour un large spectre de projets de développement des systèmes mécaniques et électroniques. L'outil utilise une technique de calibration pour

ajuster sa fonction CER et ses paramètres en fonction de la nature du projet. Le paramétrage de l'outil permet également de personnaliser son utilisation pour déterminer, entre autres, le type du coût à estimer (coûts de développement, coûts de production, coûts d'opération ou coûts de cycle de vie). L'une des particularités d'ACES est le type de la base de données et des paramètres qu'il utilise. En fait, l'outil n'a pas de base de données conventionnelles, il utilise plutôt des algorithmes et des fonctions CERs avec des données multidisciplinaires enregistrées après analyse et traitement. Contrairement aux modèles qui utilisent des paramètres d'entrée traditionnels, ACES utilise d'autres paramètres liés aux conditions économiques, à la stratégie et aux paramètres liés aux processus. Les outputs de l'outil ACES sont aussi non conventionnels. En plus d'une estimation des coûts de développement, de production et du cycle de vie, l'outil fournit les résultats de vérification de faisabilité, les coûts prévus d'intégration et des tests ainsi qu'une estimation des frais généraux.

ANNEXE III

AVANTAGES ET INCONVÉNIENTS DES APPROCHES ET TECHNIQUES D'ESTIMATION

Tableau AIII-1 Avantages et inconvénients des approches d'estimation

Approche	Avantages	Inconvénients
Bottom-Up	Estimées détaillées des coûts	- Dépend de la fiabilité de la décomposition; - Plusieurs intervenants, différentes visions; - Influencé par les intérêts personnels; - Ne prend pas en considération la complexité et interactions entre activités; - Enjeu d'affectation des frais généraux par activité ; - Risque de non prise en compte des coûts d'intégration.
Top-Down	- Planification intégrée - Facilité de mise en œuvre	- Erreurs des estimées dépendent de la fiabilité du modèle utilisé; - Un effort de budgétisation par période et par activité est requis lors de la planification; - Les données sur lesquelles se base le modèle contiennent déjà des inefficacités liées aux difficultés rencontrées sur les projets passés.

Tableau AIII-2 Avantages et inconvénients des techniques d'estimation

Technique	Avantages	Inconvénients
Analogie	Nécessite moins d'effort pour la mise en œuvre.	Dépend de la disponibilité des tâches ou activités analogues
Avis expert	Rapidité de mise en œuvre.	- Les avis des experts peuvent être influencés par les intérêts personnels; - Manque de normalisation.
Intuitive	Facile à appliquer.	- Trop risquée; - Nécessite de l'expérience et de l'expertise.
Analytique	Peut fournir des estimées avec grand degré d'exactitude.	Nécessite beaucoup d'effort et de données surtout pour les grands projets.
Paramétrique	- Dépend de la fiabilité du modèle et non du facteur humain; - La fiabilité du modèle peut être vérifiée à travers les données historiques.	- Dépend des données historiques qui peuvent ne pas être représentatives du futur (ex : évolution de la technologie); - Disponibilité des données ; - Choix des paramètres pertinents.
Apprentissage machine	- Prise en considération de l'incertitude et des risques; - Capacité à modéliser des relations complexes non linéaires entre les variables indépendantes et dépendantes.	- Complexité de mise en œuvre; - Non testé sur de très grands projets tel est le cas des projets en aérospatial.

ANNEXE IV

ALGORITHMES D'ENTRAINEMENT DES RNA

1- *Algorithme général de fonctionnement des RNA de type perceptron multicouches*

Decide the network architecture

(hidden layer, neurons in each hidden layer)

Decide the learning parameter and momentum

Initialize the network with random weights

Do till converge criterion is not met

For $i=1$ to # training data points

Deed forward the i -th observation through the net

Compute the prediction error and adjust weight

Next I

Check for convergence

End do.

2- *Algorithme de propagation de l'erreur et descente du gradient*

Initialisation des poids

For each weight w_{ij} in network **do** $w_{ij} \leftarrow$ a small random number

Forward pass

Repeat

For each example (x,y) in examples **do**

/ Propagate the inputs forward to compute the output*/*

For each node I in the input layer do

$a_i \leftarrow x_i$

```

For l = 2 to L do
  For each node j in layer l do
     $In_j \leftarrow \sum_i W_{ij} a_i$ 
     $a_j \leftarrow g(in_j)$ 

```

3- *Algorithme de rétropropagation de l'erreur*

Rétropropagation (propagation arrière)

/ Propagate deltas backward from output layer to input layer */*

For each node j in the output layer do

$$\Delta [i] \leftarrow g(in_i) (1-g(in_i)) \sum w_{ij} \Delta [j]$$

For l= L-1 to 1 do

For each node I in layer l do

$$\Delta[i] \leftarrow g(in_i) (1-g(in_i)) \sum w_{ij} \Delta [j]$$

Ajustement des poids

/ Update every weigh in network using deltas */*

$$W_{ij} \leftarrow + \alpha * a_i * \Delta [j]$$

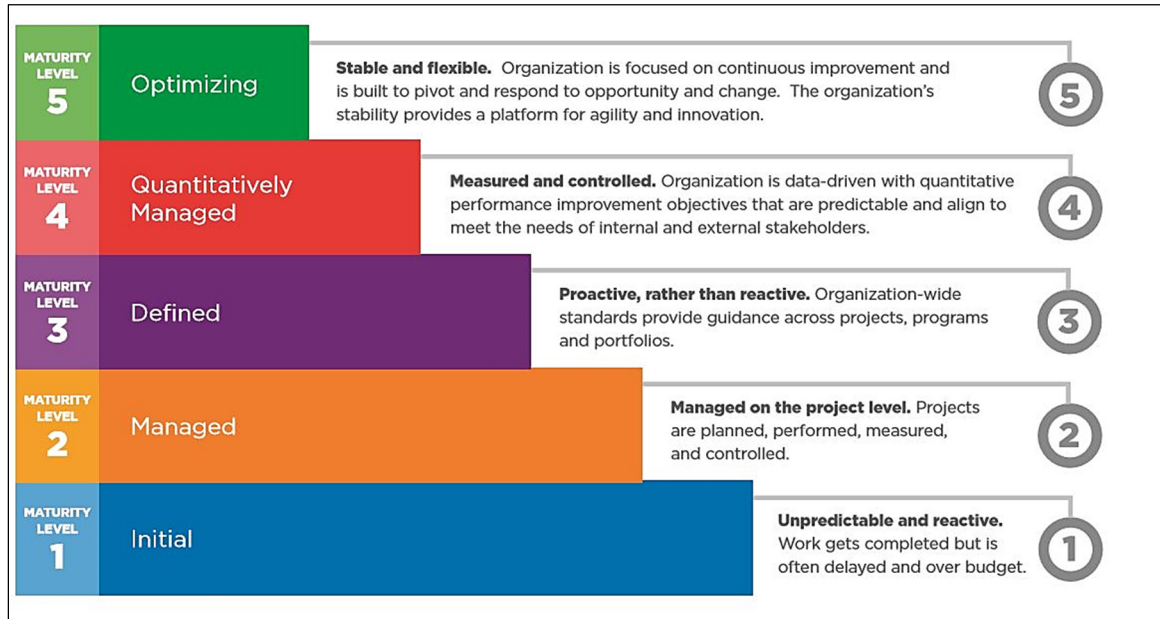
Until some stopping criterion is satisfied

Return network

Logistic (.) = g(.) (pour simplifier la notation)

ANNEXE V

MODÈLE DE MATURITÉ CMMI



(Source: ISACA-CMMI maturity levels)

Figure-A V-1 Niveaux de maturité selon le modèle CMMI

ANNEXE VI

ECHELLE TRL POUR L'ÉVALUATION DE LA MATURITÉ DES TECHNOLOGIES

Tableau-A IV-1 TRL Niveau de maturité technologique au DoD

TRL / Niveau de maturité technologique	Description
1. Principes de base observés et rapportés	Plus bas niveau de maturité technologique. La recherche scientifique commence à se traduire en recherche appliquée et développement. Les exemples peuvent inclure des études papiers des propriétés de base d'une technologie.
2. Concepts ou applications de la technologie formulés	L'invention débute. Une fois les principes de base observés, les applications pratiques peuvent être inventées. L'application est spéculative et il n'y a aucune preuve ou analyse détaillée pour étayer cette hypothèse. Les exemples sont toujours limités à des études papier.
3. Fonction critique analysée et expérimentée ou preuve caractéristique du concept	Une recherche et développement active est initiée. Ceci inclut des études analytiques et des études en laboratoire afin de valider physiquement les prévisions analytiques des éléments séparés de la technologie. Les exemples incluent des composants qui ne sont pas encore intégrés ou représentatifs.
4. Validation en laboratoire du composant ou de l'artefact produit	Les composants technologiques de base sont intégrés afin d'établir que toutes les parties fonctionnent ensemble. C'est une « basse fidélité » comparée au système final. Les exemples incluent l'intégration 'ad hoc' du matériel en laboratoire.
5. Validation dans un environnement significatif du composant ou de l'artefact produit	La fidélité de la technologie s'accroît significativement. Les composants technologiques basiques sont intégrés avec des éléments raisonnablement réalistes afin que la technologie soit testée dans un environnement simulé. Les exemples incluent l'intégration 'haute-fidélité' en laboratoire des composants.
6. Démonstration du modèle système / sous-système ou du prototype dans un environnement significatif	Le modèle ou le système prototype représentatif (bien au-delà de l'artefact testé en TRL 5) est testé dans un environnement significatif. Il représente une avancée majeure dans la maturité démontrée d'une technologie. Les exemples incluent le test d'un prototype dans un laboratoire « haute-fidélité » ou dans un environnement opérationnel simulé.
7. Démonstration du système prototype en environnement opérationnel	Prototype dans un système planifié (ou sur le point de l'être). Représente une avancée majeure par rapport à TRL 6, nécessitant la démonstration d'un système prototype dans un environnement opérationnel, tel qu'un avion, véhicule... Les exemples incluent le test du prototype sur un avion d'essai.
8. Système réel complet qualifié à travers des tests et des démonstrations	La preuve a été apportée que la technologie fonctionne sous sa forme finale et avec les conditions attendues. Dans la plupart des cas, cette TRL représente la fin du développement de vrais systèmes. Les exemples incluent des tests de développement et l'évaluation du système afin de déterminer s'il respecte les spécifications du design.
9. Système réel prouvé à travers des opérations / missions réussies	Application réelle de la technologie sous sa forme finale et en conditions de mission, semblables à celles rencontrées lors de tests opérationnels et d'évaluation. Dans tous les cas, c'est la fin des derniers aspects de corrections de problèmes (bug fixing) du développement de vrais systèmes. Les exemples incluent l'utilisation du système sous conditions de mission opérationnelle.

Source (Wikipédia.com)

ANNEXE VII

QUESTIONNAIRE DE L'ENQUETE

This survey was written by Rabie JAIFER, a thesis student at the École de Technologie Supérieure (ETS) in Montreal.

Confidentiality: In accordance to the recommendation of the REC (Research ethic committee) we inform you that no name of respondent or company will be disclosed. Results will be communicated by email.

Context of the survey: cost and time overrun is a main issue in new product development projects. Practitioners and scientists claim that, in most cases, the overrun is due to poor estimations of cost and time in the planning phase. Thus, a deep analysis of process, parameters and factors that should be used for cost estimation is needed.

A previous effort to this survey concerned an extensive review of related researches studies and a postmortem analysis of aerospace new product development projects helped us identify key factors and concepts that should be used for more accurate cost and time estimation.

Objective: This 10 to 15 min survey aims to explore the results of our previous efforts by presenting these results to our interviewers and let them confirm the mains concepts and factors that should be considered in cost (or effort) estimation of new product development in aerospace industry and determine the relevancy of these factors based on their field experience.

The results will be communicated by email in order to provide your company by most relevant concepts and factors for efforts estimation in new product development.

Definitions

Complexity: "property of a model which makes it difficult to formulate its overall behavior in a given language, even when given reasonably complete information about its atomic components and their inter-relations". (Edmons, 1999)

Uncertainty: "Uncertainty is the situation for which the actor is unable to attribute a probability to the expected results. This is the situation for which it would be impossible to calculate the risk". (Nowotny et al. 2001)

Proficiency: "Mastery of a specific behavior or skill demonstrated by consistently superior performance, measured against established or popular standards". (www.businessdictionary.com)

Process Overlapping: "The percentage of overlap occurring across phases and is preset in the process model" (Bhuiyan & Thomson, 2010)

NDP: New product development

Section 1: Profile

1. What area describe the best your role in product development:

- ☐ CEO / General Manager
- ☐ Program Director / Manager
- ☐ Planning Director / Manager
- ☐ Engineering Director / Manager
- ☐ PMO Director / Manager
- ☐ Other : Cliquez ici pour taper du texte.

2. What industry does your company operate in?

- ☐ Aeronautics
- ☐ Space
- ☐ Aviation
- ☐ Defense
- ☒ Other Cliquez ici pour taper du texte.

3. What is the size of your company?

- ☒ Very Small : < 10
- ☐ Small 10 - 40
- ☐ Medium ; 40 - 200
- ☐ Large : 200 - 1000
- ☐ Very Large : More than 1000

The rest of this survey interest is about processes and key factors in effort and time estimation of aerospace new product development projects.

Section 2 : Cost and time estimation process

4. What is the average rate of NPD project cost overrun in your company?

- ☐ Most of projects respect planned cost and schedule
- ☐ Less than 10%
- ☐ Between 10% and 25%
- ☐ Between 25% and 50%
- ☐ Between 50% and 100%
- ☐ More than 100%

5. Which of the following you think is the main cause of cost and schedule overrun

- ☐ Process, methods and skills used in project execution
- ☐ Poor estimations of cost and time

6. Evaluate the maturity of your project planning processes using a scale from 1 to 5

- ☒ 1: Low (Ad Hoc)
- ☐ 2: Basic
- ☐ 3: Managed
- ☐ 4: advanced
- ☐ 5 : Continual

7. Effort and time estimation are key processes in product development project planning. Does your company use a formal process for effort and time estimation?

- ☐ Yes ☐ No

8. What is your current method for effort and time estimation?

- ☐ Expert judgment
- ☐ Analytic / activity-based estimation
- ☐ Analogy / Similarities/Historical data
- ☐ Parametric modeling
- ☐ Others : Cliquez ici pour taper du texte.

9. Project size determines effort required in product development, which of the following factors should also be used in effort and time estimation process:

- ☐ Risk & uncertainty Level
- ☐ Complexity factors (refer to the definition of complexity above)
- ☐ Processes maturity / Organization
- ☐ Proficiency (refer to the definition of proficiency above)
- ☐ Others : Cliquez ici pour taper du texte.

10. Which of the following do you integrate as input in the effort and time estimation process?

- ☐ Project size
- ☐ Risk & uncertainty level
- ☐ Complexity factors
- ☐ Proficiency

- ☐ Processes maturity / organization
- ☐ Others: Cliquez ici pour taper du texte.

Section 3 : Complexity, uncertainty and proficiency factors

11. Do you make any difference between uncertainty and risk management?

- ☐ Yes ☐ No

12. Many scientists claim that complexity is when uncertainty exists, which mean uncertainty is the main characteristic of complexity. Do you agree with this?

- ☐ Yes ☐ No

13. Evaluate the degree of link between complexity and uncertainty using a scale from 1 to 5

- ☒ No link
- ☐ Weak link
- ☐ moderate link
- ☐ Strong link
- ☐ Very strong link

14. Complexity factors in product development are classified in 3 categories: technology factors, organizational factors and environmental factors. Are you agreeing with this classification?

- ☐ Yes ☐ No

14.1 Otherwise, which classification are you proposing?

Cliquez ici pour taper du texte.

15. Among the following check complexity factors, you think should be in technology category and has to be considered in effort and time estimation:

Factors		Criticism			
		Low	Moderate	High	Very High
☐	Number of technologies	☐	☐	☐	☐
☐	Technologies maturity	☐	☐	☐	☐
☐	Technologies integration maturity	☐	☐	☐	☐
☐	Number of product component	☐	☐	☐	☐
☐	Hierarchical product structure	☐	☐	☐	☐
☐	Number of deliverables	☐	☐	☐	☐
☐	Number of technical requirements	☐	☐	☐	☐
☐	Ambiguity in technical requirements : Quality and completeness	☐	☐	☐	☐
☐	Severity of technical requirements	☐	☐	☐	☐
☐	Number of functionalities	☐	☐	☐	☐
☐	Functional decomposition/Hierarchy	☐	☐	☐	☐
☐	Product configuration maturity	☐	☐	☐	☐
☐	Degree of change in design : redesign with minor change, redesign with major change, initial design, etc	☐	☐	☐	☐
☐	Technical risk level	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐

16. Among the following check complexity factors, you think should be in **organizational category** and has to be considered in effort estimation:

Factors		Relevancy level			
		Low	Moderate	High	Very High
☐	Project duration	☐	☐	☐	☐
☐	Number of disciplines	☐	☐	☐	☐
☐	Resources availability due to sharing among projects	☐	☐	☐	☐
☐	Project team size	☐	☐	☐	☐
☐	Interface between disciplines	☐	☐	☐	☐
☐	Process overlapping /Level of interrelations between phases	☐	☐	☐	☐
☐	Processes interdependences : precedence link among processes tasks	☐	☐	☐	☐
☐	Number of resource and skills needed	☐	☐	☐	☐
☐	Contracts types	☐	☐	☐	☐
☐	Variety of financial resources	☐	☐	☐	☐
☐	Number of teams' location	☐	☐	☐	☐
☐	Other:	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐

17. Among the following check complexity factors you think should be in environmental category and has to be considered in effort estimation:

Factors		Relevancy level			
		Low	Moderate	High	Very High
☐	Number and variety of stakeholders involved	☐	☐	☐	☐
☐	Number and severity of norms and Standards to be respected	☐	☐	☐	☐
☐	Number and severity of legal requirements to be respected	☐	☐	☐	☐
☐	Number of customers requirements (Specifications)	☐	☐	☐	☐
☐	Level of competition	☐	☐	☐	☐
☐	Stability of project environment	☐	☐	☐	☐
☐	Number of suppliers involved	☐	☐	☐	☐
☐	Level of trust in suppliers	☐	☐	☐	☐
☐	Suppliers' organization compatibility and coordination mechanisms	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐

18. Among the following check **proficiency factors you think should have an impact on effort estimation:**

Factors		Relevancy Level			
		Low	Moderate	High	Very High
☐	NPD Process maturity	☐	☐	☐	☐
☐	Project risk management maturity	☐	☐	☐	☐
☐	Team skills and experience	☐	☐	☐	☐
☐	appropriate design tools	☐	☐	☐	☐
☐	Team familiarity with design tools and methodologies	☐	☐	☐	☐
☐	Team Productivity	☐	☐	☐	☐
☐	Rework /Churn engineering index	☐	☐	☐	☐
☐	Change management process maturity	☐	☐	☐	☐
☐	Experience with technologies	☐	☐	☐	☐
☐	Suppliers' autonomy and experience with technologies	☐	☐	☐	☐
☐	Learning and knowledge management	☐	☐	☐	☐
☐	Internal and external communication processes and mechanisms	☐	☐	☐	☐
☐	Project alignment with strategic objectives	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐
☐	Other :	☐	☐	☐	☐

19. Uncertainty sources in product development are also classified by researchers in three categories: technology, environment and organization. Do you agree with this classification?

☐ Yes

☐ No

19.1 Otherwise, which classification are you proposing?

Cliquez ici pour taper du texte.

20. How do you evaluate uncertainty level?

- ☐ Expert evaluation
- ☐ Information theory
- ☐ Others : Cliquez ici pour taper du texte.
- ☐ None

ANNEXE VIII

MODÈLES D'ESTIMATION ET FACTEURS DE PILOTAGE DE L'EFFORT DANS LA LITTÉRATURE

Tableau-A VIII-1 modèles d'estimation et facteurs de pilotage de l'effort dans la littérature

N	Year	Authors	Paper title	Drivers	N of drivers	Redundancy elimination
1	1997	Jacome and Lapinskii	NREC: Risk Assessment and Planning of Complex Designs	Size; Complexity; Productivity	3	1-Size; 2-Complexity; 3-Productivity
2	1999	Duverlie and Castelain	Cost Estimation During Design Step: Parametric Method versus Case Based Reasoning Method	Product characteristic & features	1	4- Product characteristics & features
3	2000	Bashir & Thomson	Estimating Effort and Time for Design Projects	Product complexity; Technical difficulty; Skills & experience of design team; Use of design assisted tool; Use of formal process.	5	5- Product complexity; 6- Technical difficulty; 7- Skills, experience/ expertise of design team; 8- Design tools; 9-Formal process.
4	2001	Bashir & Thomson	Models for estimating design effort and time	Product complexity (R); Technical difficulties (R); Skills & experience of design team (R); Use of design assisted tool (R); Use of formal process (R).	5	
5	2004	Bashir & Thomson	Estimating design effort for GE hydro projects	product complexity (Product functionality structure) (R); technical difficulty (R), Team expertise (R)	4	
6	2005	Bazeghi et al.	μ Complexity: Estimating Processor Design Effort	Product characteristics (R); Team productivity.	2	10- Team productivity
7	2006	Lowe, Emsley, and Harding.	Predicting construction cost using multiple regression techniques	Product characteristic (R) Contract type; Procurement strategy, Location; Baseline Duration	5	11- Contract type; 12- Procurement/ acquisition strategy; 13- Location 14- Baseline duration
8	2006	Xu and Yan	An intelligent estimation method for product design time	Product characteristic (Red); Design process; Design condition; Design team (R); Project complexity; Information process capability; Motivation	7	14- Design Process; 15- Design conditions; 16- Project complexity; 17- Information process capability; 18- Motivation

Tableau-A VIII-1 modèles d'estimation et facteurs de pilotage de l'effort dans la littérature
(Suite)

N	Year	Authors	Paper title	Drivers	N of drivers	Redundancy elimination
9	2007	Adil Salam	A Parametric Model to Estimate Design Effort in Product Development	Type of design; Degree of change in design; Concurrency; Experience of department personnel (R)	4	19- Type of design; 20- Degree of change in design; 21- Concurrency.
10	2007	Smoker et al.	System Cost Growth Associated with TRL	TRL	1	22- TRL
11	2008	Qian & Ben Arich	Parametric cost estimation based on activity-based costing: A case study for design and development of rotational parts	Product characteristics (R)	1	
12	2008	Caputo & Pelagagge	Parametric and neural methods for cost estimation of process vessels	Technical product and process characteristics (R)	1	
13	2008	Meier	Best Project Management and Systems Engineering Practices in the Pre-acquisition Phase for Federal Intelligence and Defense Agencies	Technology maturity (R), Requirement stability; System engineering process; Workforce issue; Program baseline duration (R)	5	23- Requirement stability; 24- System engineering process; 25- Workforce issue.
14	2008	Herieko & Zivkovic	The size and effort estimates in iterative development	Size metric (R)	1	
15	2009	Salam, Bhuiyan & Gouw	Estimating design effort for the compressor design department: a case study at Pratt & Whitney Canada	Type of design (R); Degree of change (R); Concurrency (R); Experience of department personnel (R)	4	
16	2010	Stahl et al.	Single- Variable Parametric Cost Models for Space Telescopes	Product characteristic (R)	1	
17	2011	Fragkakis et. al,	Parametric Model for Conceptual Cost Estimation of Concrete Bridge Foundations	Product characteristics: Technical characteristics related to the bridge(R)	1	
18	2011	Malone et al.	The Application of TRL Metrics to Existing Cost Prediction Models: A Practitioners Guide to Applying Cost Correction Factors to Technology	TRL (R);	1	
19	2012	Kumar Giri	Effort Estimation for Design Activity in Power Plant Equipment	Design tool; Team experience (R); Team size; Program complexity (R); experience with tools.	5	26- Design tools; 27- Team size 28- Experience with tools

Tableau-A VIII-1 modèles d'estimation et facteurs de pilotage de l'effort dans la littérature
(Suite)

N	Year	Authors	Paper title	Drivers	N of drivers	Redundancy elimination
20	2012	Sharma and Kushwaha	Applying Requirement Based Complexity for the Estimation of Development and Testing Effort	Complexity of requirements	1	29- Complexity of requirements
21	2013	Wassim et al.	An innovative cost modelling system to support lean product and process development	Product features; product structure; Manufacturability features	2	30- Product structure
22	2014	Jones Mark B. et al.	COTECHMO: The Constructive Technology Development Cost Model	Number of requirements; Number of pieces; TRL (R); Product complexity (R); Product experience; Process experience; Requirement understanding; Suppliers availability and capability; Material complexity; Datum complexity; Degree of process novelty; Baseline duration: Schedule (R);	13	31- Number of requirements; 32- Number of pieces/components; 33- Experience with product; 34- Experience with process; 35- Requirements understanding; 36- Suppliers availability & capability; 37- Material complexity; 38- Datum complexity; 39- Degree of process novelty; 40- Location variation
23	2014	El-Khoury & Kenley	An Assumptions-Based Framework for TRL-Based Cost and Schedule Models	TRL (R)	1	
24	2014	Chwastyk and Kolosowski	Estimating the Cost of the New Product in Development Process	Product characteristic: valve diameter (R)	1	
25	2014	Cai & Tyagi	Development of a Product Life-Cycle Cost Estimation Model to Support Engineering Decision-Making in a Multi-Generational Product Development Environment	Reusable Index; Team size: labor cost (R) Technical risk index; Market risk index; Operation risk index.	5	41- Reusable index; 42- Technical risk index; 43- Market risk index; 44- Operations risk index
26	2015	Adoko et al.	Developing a Cost Overrun Predictive Model for Complex Systems Development Projects	TRL (R); System engineering process (R); Project performance; Reliability; Risk level	5	45- Project Performance; 46- Reliability; 47- Risk level.
27	2015	Ricardo Vargas	Applying neural network and analogous estimation to determine the project budget	Level of complexity; Location (R); Baseline duration (R); Type of contract (R); Number of relevant stakeholders	5	49- Level of complexity; 50- Number of relevant stakeholders
28	2015	Dale & Barnaby	Macro-Parametrics and the Applications of Multi-Colinearity and Bayesian to Enhance Early Cost Modeling	Performance parameters; Design requirements (R)	2	48- Performance parameters

Tableau-A VIII-1 modèles d'estimation et facteurs de pilotage de l'effort dans la littérature
(Suite)

N	Year	Authors	Paper title	Drivers	N of drivers	Redundancy elimination
29	2016	Klakegg & Lichtenberg	Successive cost estimation – successful budgeting of major projects	Physical product characteristics (R) Risk and uncertainty	2	51- Risk and uncertainty
30	2016	Hooshmand et al.	Cost Estimation in Engineer-to-Order Manufacturing	Product attributes (R); requirement stability: Requirements change (R)	2	
31	2016	Salam & Bhuiyan	Estimating design effort using parametric models: A case study at Pratt & Whitney Canada	Type of design (R); Degree of change in design (R); Concurrency (R); Experience of departmental personnel (R)	4	
32	2017	Monserrate et al.	Developing a Cost Model for Aerospace Laser Beam Welding Technology	Number of components (R); Product characteristics (R); Technical specifications.	3	52- Technical specifications
33	2018	Relich & Pawlewski	A case-based reasoning approach to cost estimation of new product development	Number of requirements (R); Number of product components (R); Number of new components; Number of projects team members (R); Requirements stability: Number of modifications requested (R).	6	53- Number of new components; 54- Requirements stability.
34	2018	Budiono & Lassandy	Cost estimation model in early stage of design through implant miniplant complexity process index	Index of product complexity	1	
35	2018	Chuck Alexander	Parametric Cost And Schedule Modeling For Early Technology Development	System Hierarchy; TRL (R); R&D degree of difficulty; Capability demonstration; System/product characteristics (R).	5	56- System hierarchy; 57- R&D degree of difficulty; 58- Capability demonstration.
36	2019	Martinelli et al.	Cost Estimation Method for Gas Turbine in Conceptual Design Phase	Product characteristics (R);	1	55- Index of product complexity
				Total of drivers	115	58

ANNEXE 1.a

DÉTAIL DES FACTEURS DE PILOTAGE ET LEURS SOURCES DANS LA LITTÉRATURE

Tableau-A 1.a-1 Effort drivers: Technological complexity

<i>Defined complexity Drivers</i>		<i>Source¹</i>	<i>Equivalent elements from literature and case study</i>	<i>Authors</i>
Technology	Number of technologies	L	Number of technologies Variety of technologies used	ElMaraghy et al. (2012) Schuh et al. (2016)
	Technologies maturity	L	New Technologies Newness of technologies Technologies maturity Technology Readiness Level	Bashir et Thomson (2001b) Bosch-Rekvelde et al. (2011); Meier (2008) Alexander (2018); Adoko et al. (2015); Smoker et Sean (2007). Malone et Wolfarth (2013); (El-Khoury & Kenley, 2014)
		CS	Technology readiness level	--
	Technologies integration maturity	L	Coupling complexity System readiness Level; Integration readiness level Cross-disciplinary of deployed technologies Variety of technological dependencies	Ameri et al. (2008) Alexander (2018) Schuh et al. (2016) Vidal et Marle (2008)
	Number of product components	L	Parts amount Number of parts Number of components Number of pieces Variety of parts Product size Size complexity	Xu et Yan (2006) ElMaraghy et al. (2012) Monseratte et al. (2017); Relich et Pawlewski (2018) Mark et al. (2014) Schuh et al. (2016) Jacome et Lapinskii (1997) Ameri et al. (2008)
	Hierarchical product structure	L	Product structure Product complexity System hierarchy Interdependency within product architecture Product hierarchical structure Product description	Xu et Yan (2006); ElMaraghy et al. (2012) Mark et al. (2014) Alexander (2018) Schuh et al. (2016) Ameri et al. (2008) Duverlie et Castelain (1999)
	Number of deliverables	L	Size complexity Number of activities Number of documents to be created Number of deliverables; Largeness of scope	Ameri et al. (2008) Bosch-Rekvelde et al. (2011) Schuh et al. (2016) Vidal et Marle (2008)

¹ L : Literature ; CS : Case study

Tableau-A 1.a-1 Effort drivers: Technological Complexity (Continued)

Defined complexity Drivers		Source	Equivalent elements from literature and case study	Authors
Technology	Number of technical requirements	L	Requirement based complexity Number of requirements Design requirements Characteristics amount Design features	Ashish Sharma et D.S. Kushwaha (2012) Mark et al. (2014); Relich et Pawlewski (2018) Dale et Barnaby (2015) Xu et Yan (2006) Chwastyk et Kołosowski (2014)
	Ambiguity in technical requirements: Quality and completeness	L	Requirements stability Requirements change Number of modifications requested Requirements understanding Design maturity parameters	Meier (2008) Hooshmand, Köhler, et Korff-Krumm (2016) Relich et Pawlewski (2018) Mark et al. (2014) Curran et al. (2004)
	Severity of technical requirements	L	Technical difficulties Product characteristics & features Technical specifications Specifications interdependence R&D degree of difficulty Index of product complexity Level of complexity Complexity of requirement	Bashir et Thomson (2001b); Xu et Yan (2006). Xu et Yan (2006); Caputo et Pelagagge (2008); (Stahl et al., 2010); Klakegg et Lichtenberg (2016); Hooshmand et al. (2016); Monserrate et al. (2017); Monserrate et al. (2017); Vidal et Marle (2008) Alexander (2018) Relich et Pawlewski (2018) Vargas (2015) Parsons-Hann et Liu (2005); Ashish Sharma et D.S. Kushwaha (2012)
	Number of functionalities	L	Number of functionalities	(Bashir & Thomson, 1999, 2000)
	Functional decomposition/ Hierarchy	L	Functional decomposition Functional description Product complexity Functions of the product	Bashir et Thomson (2000) Duverlie et Castelain (1999) (Bashir & Thomson, 1999) Schuh et al. (2016)
	Product configuration maturity	L CS	Conflicting dependencies among components Product experience Product technical reliability Degree of product novelty Configuration readiness level	Oyama, Learmonth, et Chao (2015) Mark et al. (2014) Adoko et al. (2015) Mark et al. (2014) --
	The degree of change in design: redesign with minor changes, redesign with major changes, initial design, etc	L	The degree of change; Type of design Reusable index Number of new components Degree of novelty of the product	A. salam et Bhuiyan (2016); A. Salam et al. (2009); A. M. Salam (2007). Cai et Tyagi (2014) Relich et Pawlewski (2018) Schuh et al. (2016)
	Technical risk and uncertainty level	L	Technical risk Risk level Technical risk index Uncertainty	Curran et al. (2004) Adoko et al. (2015) Cai et Tyagi (2014) Xu et Yan (2006)

Tableau-A 1.a-2

Effort drivers from the literature: Organisational complexity

<i>Defined complexity Drivers</i>		<i>Source</i>	<i>Equivalent elements from literature and case study</i>	<i>Authors</i>
Organization	Project duration	L	Schedule Project duration Baseline duration ; Project duration	Adoko et al. (2015); Vargas (2015); Mark et al. (2014) Schuh et al. (2016) Xia et Lee (2005); Lowe et al. (2006); Vargas (2015)
	Number of disciplines	L	Multidisciplinary Team Structure Number of different disciplines	ElMaraghy et al. (2012) Bashir et Thomson (2001b) Bosch-Rekveltdt et al. (2011)
	Resources availability due to sharing among projects	L	Availability of people due to sharing Availability of specialized employees Workforce issue Skills Resource and skills availability	Vidal et Marle (2008) Schuh et al. (2016) (Meier, 2008) Bosch-Rekveltdt et al. (2011) Thomas et Mengel (2008)
	Project team size	L	Team Size	Bashir et Thomson (2000)
			Labor	Cai et Tyagi (2014)
			Number of project team members	(Relich & Pawlewski, 2018)
			Size of the project team	Bosch-Rekveltdt et al. (2011); Schuh et al. (2016)
	Interface between disciplines	L	Degree of interactions	Oyama et al. (2015)
			Functional interaction	Bhuiyan et Thomson (2010)
			Interface between disciplines	Bosch-Rekveltdt et al. (2011)
	Process overlapping /Level of interrelations between phases	L	Concurrency	A. Salam et al. (2009); (Xu & Yan, 2006); A. M. Salam (2007)
			Level of interrelations between phases	Vidal et Marle (2008)
			Overlapping	Bhuiyan et Thomson (2010); Yang, Lu, Yao, et Zhang (2014)
			Degree of parallelism	Bhuiyan (2011)
	Processes interdependencies: precedence link among processes tasks	L	Degree of interactions	Oyama et al. (2015)
			Dependencies between schedule; Interconnectivity and feedback loops in the task and project	Vidal et Marle (2008)
			Network topology	Tamaskar et al. (2014)
	Number of resource and skills needed	L	Technological skills needed	Vidal et Marle (2008)
	Contracts' types	L	Contract's type	Lowe et al. (2006)
			Type of contract	Vargas (2015)
	Variety of financial resources	L	Number of investors; Variety of Financial resource	Vidal et Marle (2008)
			Number of financial resources	Bosch-Rekveltdt et al. (2011)
	Number of teams' location	L	Location	Vargas (2015); Lowe et al. (2006)
			Location variation	Mark et al. (2014)
			Number of locations	Bosch-Rekveltdt et al. (2011)
	Organizational risk & uncertainty Level	L	Organizational risk	Bosch-Rekveltdt et al. (2011)
			Operations risk index	Cai et Tyagi (2014)

Tableau-A 1.a-3 Effort drivers from the literature: Environmental complexity

<i>Defined complexity Drivers</i>		<i>Source</i>	<i>Equivalent elements from literature and case study</i>	<i>Authors</i>
Environment	Number and variety of stakeholders involved	L	Number of relevant stakeholders' groups Number of stakeholders	Vargas (2015) Vidal et Marle (2008)
	Number and severity of norms and standards to be respected	L	Standards Conflicting norm and standards	ElMaraghy et al. (2012) Bosch-Rekvelde et al. (2011)
	Number and severity of legal requirements to be respected	L	Laws New laws and regulation Legal framework conditions	ElMaraghy et al. (2012) Vidal et Marle (2008) Schuh et al. (2016)
	Number of customers requirements (Specifications)	L	Customer's requirements	ElMaraghy et al. (2012); Schuh et al. (2016)
	Level of competition	L	Competition Level of competition Addressed target market	ElMaraghy et al. (2012); Vidal, Marle, et Bocquet (2011b) Bosch-Rekvelde et al. (2011) Schuh et al. (2016)
	Stability of project environment	L	Market turbulence	ElMaraghy et al. (2012)
	Number of suppliers involved	L	Number of contractors	Bosch-Rekvelde et al. (2011)
	Uncertainty and Risk from the environment	L	Risk from environment Risk & uncertainty Market risk index Market uncertainty	Bosch-Rekvelde et al. (2011) Klaegg et Lichtenberg (2016) Cai et Tyagi (2014) Kian Manaesh Rad et Sun (2014)

Tableau-A 1.a-4 Effort drivers from the literature: Proficiency

<i>Defined proficiency drivers</i>	<i>Source</i>	<i>Equivalent elements from literature and case study</i>	<i>Authors</i>
NPD Process maturity	L CS	Use of formal process Design process; Process standardization Methodologies Process control System engineering process Experience with process Performance parameters Capability demonstration Process readiness level	Bashir et Thomson (2001b) Xu et Yan (2006); ElMaraghy et al. (2012) Xu et Yan (2006) Adoko et al. (2015) Mark et al. (2014) Dale et Barnaby (2015); Alexander (2018) --
Risk management maturity	L	Risk management	T. Williams (2002)
Engineering Change management process maturity	L	Effective scope and change management Engineering change process Configuration management	Stekolschik (2016) W. Li et Moon (2012) Karthik et Janardhan (2016)
Team skills and experience	L	Experience of departmental personnel. Team experience Experience & skills of team members	A. salam et Bhuiyan (2016) Giri (2012) Bashir et Thomson (2001b)
Appropriate design tools	L	Use of design assisted tools Design conditions Design Tools	Bashir et Thomson (2001b) Xu et Yan (2006) Xu et Yan (2006); Giri (2012)
Team familiarity with design tools and methodologies	L	Team expertise Team experience with tools	Bashir et Thomson (2004) Giri (2012)
Team Productivity	L	Productivity Design Team Productivity Dedicated spirit Motivation Project performance	Jacome et Lapinskii (1997) Bazeghi et al. (2005) Xu et Yan (2006) Xu et Yan (2006) Adoko et al. (2015)
Rework /Churn engineering index	L CS	Degree of rework Probabilities of churn Iteration (rework) Churn engineering index	Zhang et Bhuiyan (2015) Bhuiyan et Thomson (2010) Yang et al. (2014) --
Experience with technologies	L	Experience with technology	Bosch-Rekveltdt et al. (2011)
Level of trust in suppliers	L CS	Involvement of design partners Experience with parties involved Trust in contractors Suppliers availability and capability Procurement strategy Suppliers readiness level	Bashir et Thomson (2004) Bosch-Rekveltdt et al. (2011) Bosch-Rekveltdt et al. (2011) Mark et al. (2014) Lowe et al. (2006) --
Learning and knowledge management	L	Management support Knowledge management	Xu et Yan (2006) Rodrigues et al. (2006)
Internal and external communication processes and mechanisms	L	Methods of communication Available data Collaboration Information process capability Team cooperation and communication	Bashir et Thomson (1999) Xu et Yan (2006) Xu et Yan (2006) Xu et Yan (2006) Vidal et Marle (2008)
Project alignment with strategic objectives	L	Goal alignment Goal explicitness Aspiration level of project goal Clarity of goals	Baccarini (1996) Xu et Yan (2006) Schuh et al. (2016) Bosch-Rekveltdt et al. (2011); T. M. Williams (1999)

ANNEXE 2.a

DRIVERS EVALUATION GRIDS AND CRITERIA

Tableau-A 2.a-1 Evaluation grid for the technology maturity

	Evaluation criteria		
Levels	Technology maturity	integration	Score
Level 5 (TRL 7 or higher)	System prototype demonstration in an operational environment, across the entire performance envelope	System prototype demonstration in production environment, across the entire performance envelope	
Level 4 (TRL 6)	System/subsystem model or prototype demonstration in relevant environment (host workflow)	Production version of workflow validated on real applications, with some restrictions	
Level 3 (TRL 5)	Component and/or breadboard validation in relevant host environment	System implemented in host environment (workflow)	
Level 2 (TRL 4)	Component and/or breadboard validation in laboratory environment	Integration: proof-of-concept implementation of all critical elements & architecture	
Level 1 (TRL3 or lower)	Analytical and/or experimental critical function or characteristic proof-of-concept	definition of most critical internal elements & architecture	

Tableau-A 2.a-2 Evaluation grid for the product development process maturity

	Evaluation criteria	
Levels	Level of maturity according to CMMI	Score
Level 5	Optimized- organization continually improves its processes based on a quantitative understanding of its business objectives and performance needs	
Level 4	Quantitatively Managed - establish quantitative objectives for quality and process performance and use them as criteria in managing projects	
Level 3	Defined - processes are well characterized and understood, and are described in standards, procedures, tools, and methods.	
Level 2	Managed - processes are planned and executed in accordance with policy	
Level 1	Initial - Processes are usually ad hoc and chaotic. No stable environment to support processes. Success in these organizations depends on the competence and heroics of the people in the organization and not on the use of proven processes.	

Tableau-A 2.a-3 Evaluation grid for the level of trust in suppliers

	Evaluation criteria				
Levels	Design capability & experience with product	Resources allocation & availability	Integration of business processes	Integration of sub-suppliers	Score
Level 5	Off-the shelf product	Fully competent and available	Excellent integration with company processes	100%	
Level 4	Similar product (75%)	Missing minor skills/resources (Satisfactory)	Good	Good	
Level 3	Similar product (50%)	Missing some skills/resources (medium)	Medium	Medium	
Level 2	Similar product (25%)	Missing major skills/resources (low)	Low	Low	
Level 1	New product	Major Gap in skills/resources (very low)	No integration	No integration	

Tableau-A 2.a-4 Evaluation grid for the technical complexity of design

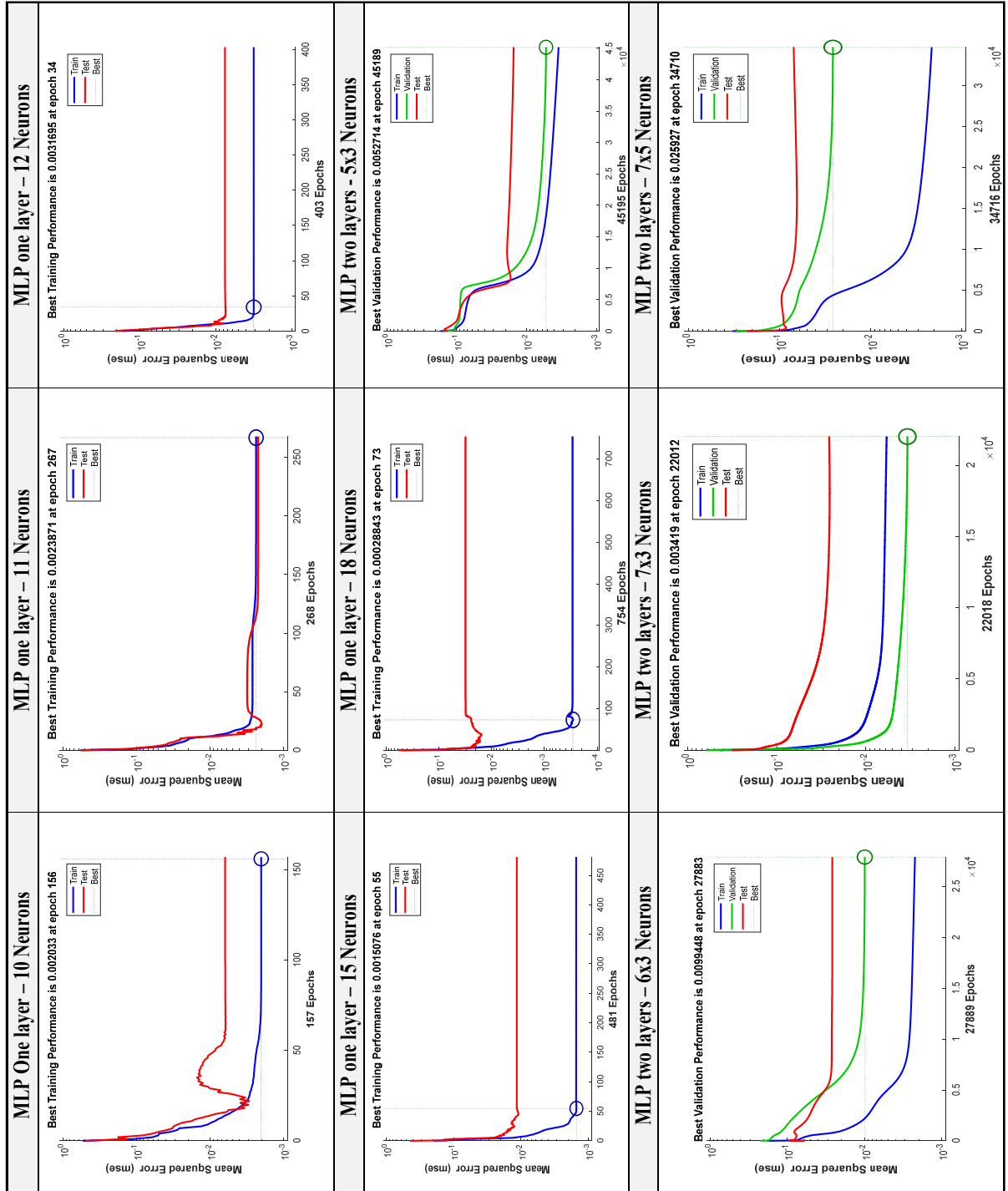
	Evaluation criteria		
Levels	Ambiguity & severity of requirements	Degree of change in design	Score
Level 5	Most requirements are very difficult to understand and to convert to technical specifications and functions	New Design	
Level 4	Many requirements are difficult to understand and to convert to technical specifications and functions	Design with major changes	
Level 3	Moderate ambiguity on requirements and some difficulties to convert to specifications	Design with moderate changes	
Level 2	Minor ambiguities on some requirements	Design minor changes	
Level 1	Requirement are very clear and easy to convert to technical specifications	Design with very minor changes	

Tableau-A 2.a-5 Evaluation grid for team skills & experience

	Evaluation criteria				
Levels	Average team experience	Leadership	Empowerment	Performance management	Score
Level 5	Over than 5 years	High confidence in project leader who provide excellent support & recognition to team members	High involvement of employees in decision making and excellent support for abilities and skills development	Very clear understanding of expectations about performance and improvement actions	
Level 4	3-5 years	Confidence in project leader who provide acceptable support & recognition to team members.	Employees are involved in Decision making and receive support to continuously develop abilities and skills	Clear understanding of expectations about performance and improvement actions	
Level 3	2-3 years	Project leader not always available to provide support and recognition.	Somehow involved in decision making, Not always supported to develop abilities and skills.	Fuzzy understanding of expectations and performance evaluation.	
Level 2	1-2 years	Low confidence in project leader with minimum support to team members	Low involvement of employees in decision making. Rarely receive support to develop abilities & skills	Low understanding of performance evaluation and improvement expectations.	
Level 1	Less than one year	Very low confidence in project leader and absence of support to team members	No involvement of employees in decision making and no support to develop abilities & skills	No understanding of performance evaluation and improvement expectations.	

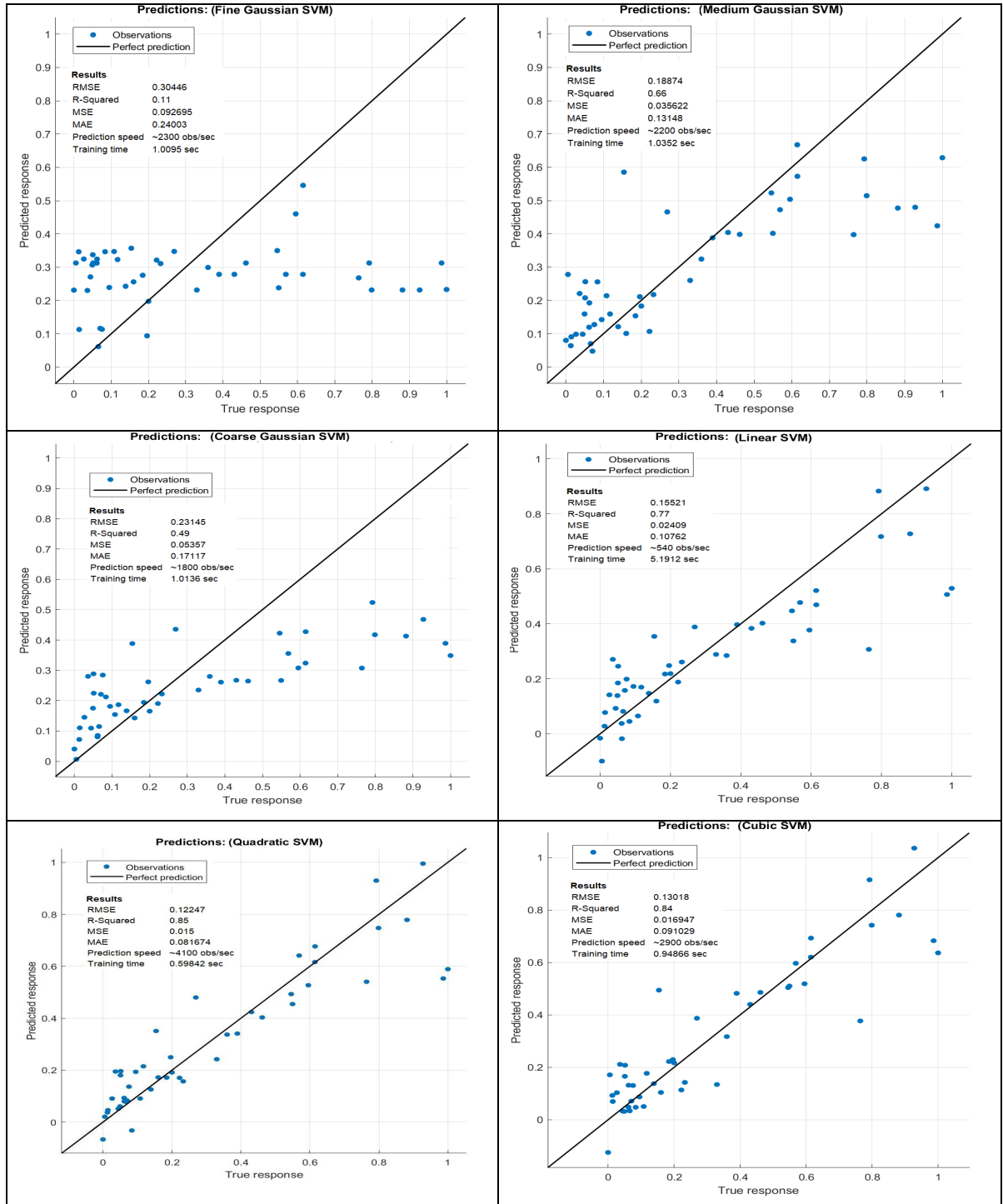
ANNEXE 2.b

MSE EVOLUTION DURING ANNS TRAINING ITERATION



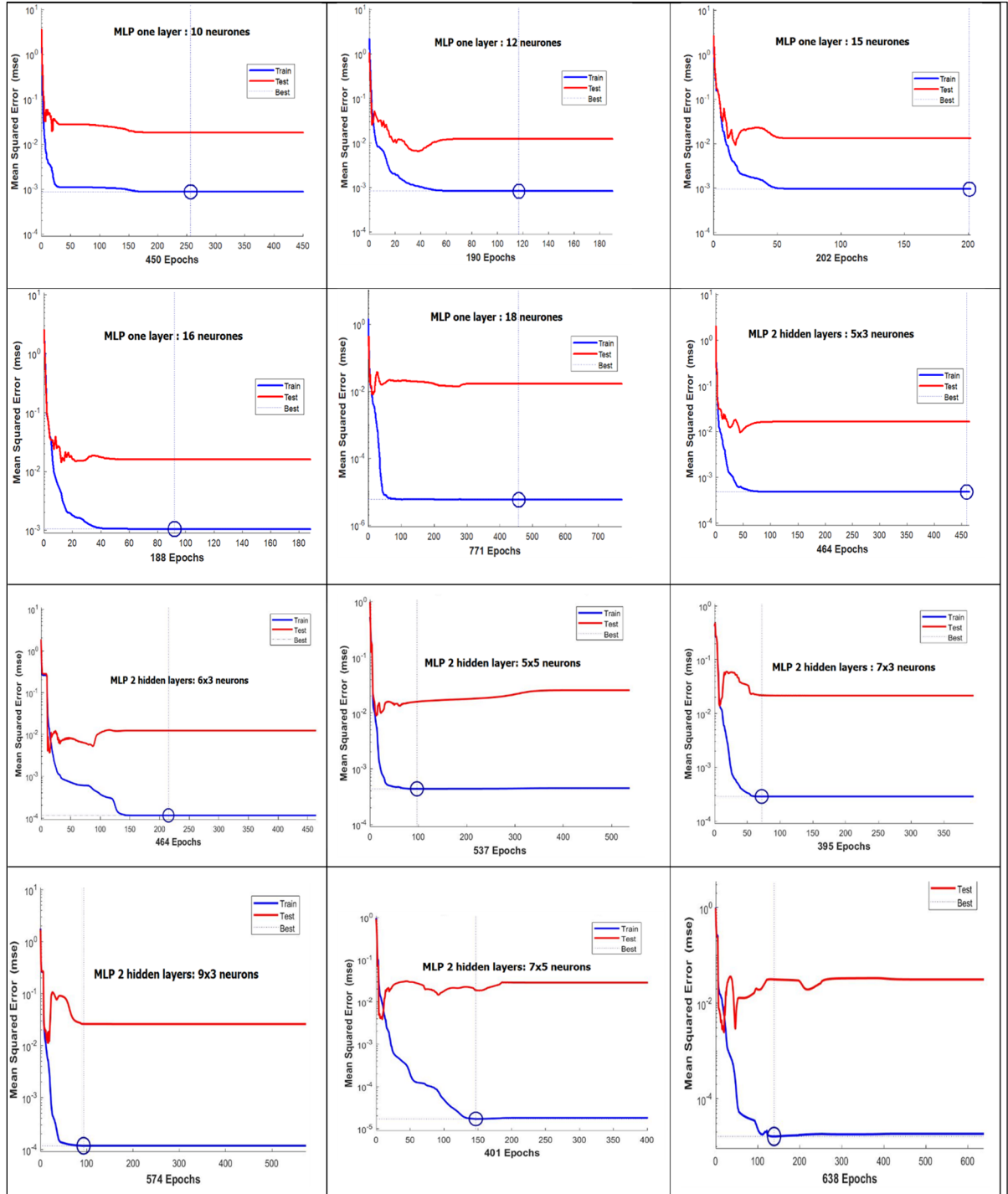
ANNEXE 2.c

SCATTERPLOTS OF ACTUAL VS PREDICTED EFFORT - SVM MODELS



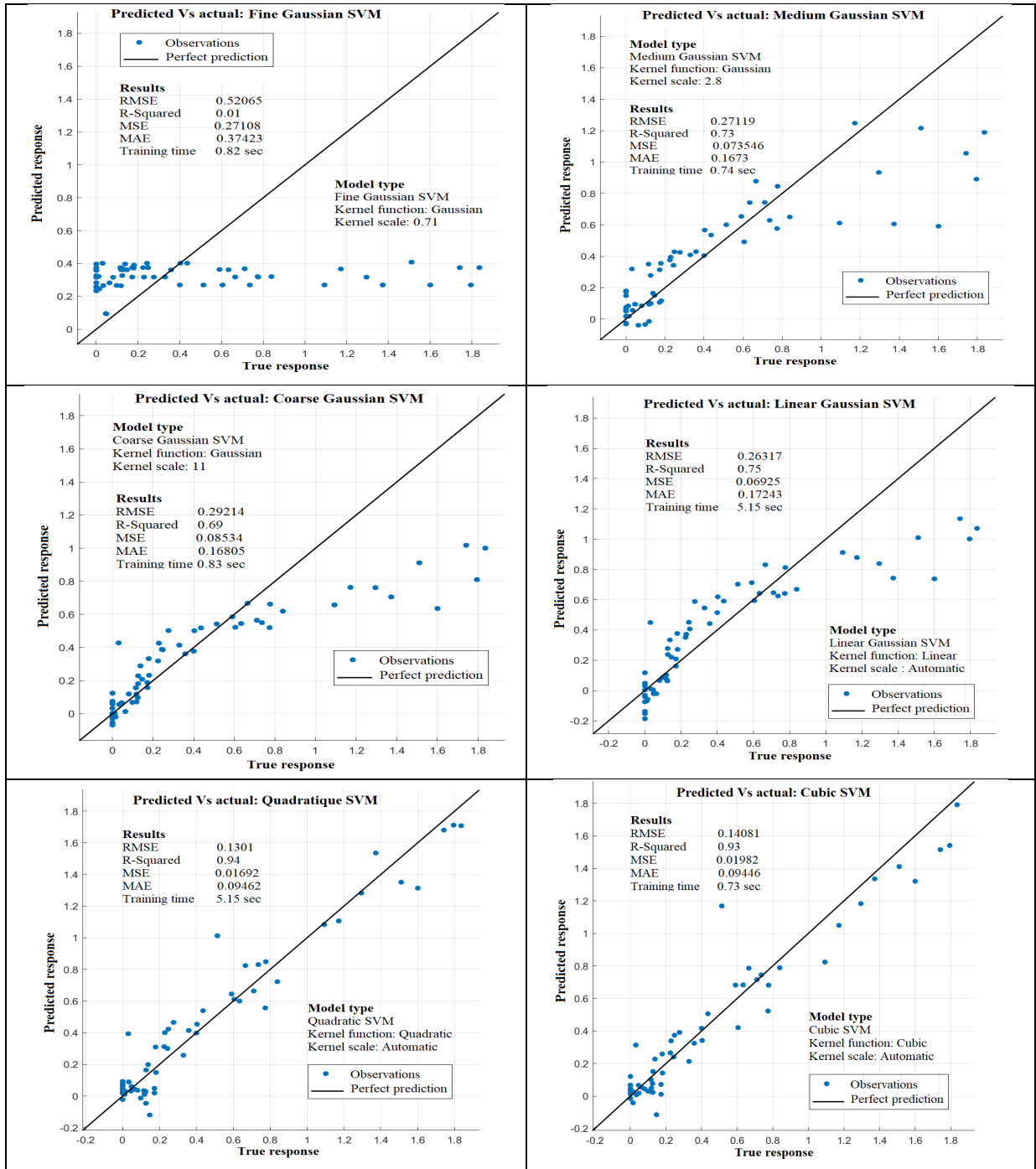
ANNEXE 3.a

TRAINING RESULTS FOR COST OVERRUNS ESTIMATION WITH ANNs



ANNEXE 3.b

TRAINING RESULTS FOR COST OVERRUNS ESTIMATION WITH SVMs



LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Adoko, M. T., Mazzuchi, T. A., & Sarkani, S. (2015). Developing a Cost Overrun Predictive Model for Complex Systems Development Projects. *Project Management Journal*, 46(6), 111-125.
- Ahiaga-Dagbui, D. D., & Smith, S. D. (2014). Rethinking construction cost overruns: cognition, learning and estimation. *Journal of Financial Management of Property and Construction*, 19(1), 38-54.
- Alex, D. P., Hussein, M. A., Bouferguene, A., & Fernando, S. (2010). Artificial Neural Network Model for Cost Estimation: City of Edmonton's Water and Sewer Installation Services. *JOURNAL OF CONSTRUCTION ENGINEERING AND MANAGEMENT*, 136(7), 745-756.
- Alexander, C. (2018). *Parametric Cost And Schedule Modeling For Early Technology Development*. The Johns Hopkins University Applied Physics Laboratory LLC. doi: 10.13140/RG.2.2.19970.79040. Repéré à <https://www.jhuapl.edu/Content/documents/ParametricCostScheduleModeling.pdf>
- Alyahya, M. A., Ahmad, R., & Lee, S. P. (2009). Effect of CMMI-Based Software Process Maturity on Software Schedule Estimation. *Malaysian Journal of Computer Science*, 22(2), 121-137. Repéré à <https://doi.org/10.22452/mjcs.vol22no2.3>.
- Ameri, F., Summers, J. D., Mocko, G. M., & Porter, M. (2008). Engineering design complexity: an investigation of methods and measures. *Res Engineering Design*, 19, 161-179.
- ASEM. (2015). *A Guide to the Engineering Management Body of Knowledge* (Vol. 4). The American Society for Engineering Management.
- Asiedu, Y., & Gu, P. (1998). Product life cycle cost analysis: state of the art review. *International Journal of Production Research*, 36(4), 883-908.
- Atkinson, R., Crawford, L., & Ward, S. (2006). Fundamental uncertainties in projects and the scope of project management. *International Journal of Project Management*, 24, 687-698.

- Austin, S., Newton, A., Steele, J., & Waskett, P. (2002). Modelling and managing project complexity. *International Journal of Project Management*, 20, 191-198.
- Azzeh, M., Elsheikh, Y., & Alseid, M. (2014). An Optimized Analogy-Based Project Effort Estimation. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 5(4).
- Azzeh, M., & Nassif, A. B. (2015). Analogy-based effort estimation: a new method to discover set of analogies from dataset characteristics. *The Institution of Engineering and Technology Software*, 9(2), 39-50.
- Baccarini, D. (1996). The concept of project complexity a review. *International Journal of Project Management*, 14(4), 201-204.
- Banazadeh, A., & Jafari, M. H. (2012). A heuristic complexity-based method for cost estimation of aerospace systems. *Journal of Aerospace Engineering*, 227(11), 1685-1700.
- Bashir, H. A., & Thomson, V. (1999). Estimating Design Complexity. *Journal of Engineering Design*, 10(3), 247-257.
- Bashir, H. A., & Thomson, V. (2000). Estimating Effort and Time for Design Projects. *Optimum*, 7, 11-16.
- Bashir, H. A., & Thomson, V. (2001a). An analogy-based model for estimating design effort. *Design studies*, 22, 157-167.
- Bashir, H. A., & Thomson, V. (2001b). Models for estimating design effort and time. *Design studies*, 22, 141-155.
- Bashir, H. A., & Thomson, V. (2004). Estimating design effort for GE hydro projects. *Computers & Industrial Engineering*, 46, 195-204.
- Bazeghi, C., Mesa-Martinez, F. J., & Renau, J. (2005). μ Complexity : Estimating Processor Design Effort. Dans *Proceedings of the 38th Annual IEEE/ACM International Symposium on Microarchitecture*.

- Beauregard, Y. (2010). *A multi-criteria performance study of lean engineering* (Concordia).
- Beauregard, Y. (2015). Surprises and Cost Overruns: A lean Risk Management Approach to Reduce Surprises and Address Cost Overruns in Aerospace Product Development Projects. Dans E.-H. N. S. Long, and A. Squires (Éd.), *Proceedings of the American Society for Engineering Management*. ASEM.
- Bhatnagar, R., Bhattacharjee, V., & Ghose, M. K. (2010). Software Development Effort Estimation –Neural Network Vs. Regression Modeling Approach. *International Journal of Engineering Science and Technology*, 2(7), 2950-2956.
- Bhuiyan, N. (2011). A framework for successful new product development. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 4(4), 746-770.
- Bhuiyan, N., & Thomson, V. (2010). A Framework for NPD Processes Under Uncertainty. *Engineering Management Journal*, 22(2), 27-35. doi: 10.1080/10429247.2010.11431861
- Biltgen, P. T., Ender, T., & Mavris, D. N. (2006). Development of a Collaborative Capability-Based Tradeoff Environment for Complex System Architectures. Dans *44th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit*. the American Institute of Aeronautics and Astronautics.
- Bode, J. (1998). Decision support with neural networks in the management of research and development: Concepts and application to cost estimation. *Information & Management*, 34, 33-40.
- Bode, J. (2000). Neural networks for cost estimation: Simulations and pilot application. *International Journal of Production Research*, 38, 1231-1254.
- Boothroyd, G., Dewhurst, P., & Knight, W. A. (2010). *Product design for manufacture and assembly* (Third Edition éd.). Boca Raton, FL: CRC Press-Taylor & Francis Group.
- Bosch-Rekveltdt, M., Jongkind, Y., Mooi, H., Bakker, H., & Verbraeck, A. (2011). Grasping project complexity in large engineering projects: The TOE (Technical, Organizational and Environmental) framework. *International Journal of Project Management*, 29, 728-739.

- Bounds, G. (1998). The last word on project management. *IIE Solutions* 30(11), 41-43.
- Boyd, B. (2016). Aerospace And Defense: Building For Uncertainty. Repéré à <https://graylinegroup.com/aerospace-defense-industry/>
- Budiono, H. D. S., & Lassandy, M. (2018). *Cost estimation model in early stage of design through implant miniplate complexity process index* présentée à E3S Web of Conferences.
- Cai, X., & Tyagi, S. (2014). Development of a Product Life-Cycle Cost Estimation Model to Support Engineering Decision-Making in a Multi-Generational Product Development Environment. *Journal of Cost Analysis and Parametrics*, 7(3), 219-235.
- Camargo, M., Rabenasolo, B., Jolly-Desodt, A. M., & Castelain, J. M. (2003). Application of the parametric cost estimation in the textile supply chain. *Journal of Textile and Apparel, Technology and Management*, 3(1), 1-12.
- Caniato, F., & Größler, A. (2015). The moderating effect of product complexity on new product development and supply chain management integration. *Production Planning & Control*, 26(16), 1306-1317.
- Cantarelli, C. C., Flyvbjerg, B., Molin, E. J. E., & van Wee, B. (2010). Cost overruns in large-scale Transportation Infrastructure Projects: Explanations and Their Theoretical Embeddedness. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 10(1), 5-18.
- Caputo, A. C., & Pelagagge, P. M. (2008). Parametric and neural methods for cost estimation of process vessels. *Int. J. Production Economics*, 112, 943-954.
- Caron, F., Ruggeri, F., & Merli, A. (2012). A Bayesian approach to improve estimate at completion in earned value management. *Project Management Journal*, 44(1), 3-16.
- Castagne, S., Curran, R., Rothwell, A., & Price, M. (2008). A generic tool for cost estimating in aircraft design. *Research in Engineering Design*, 18(4), 149-162.
- Cavalieri, S., Maccarrone, P., & Pinto, R. (2004). Parametric vs. neural network models for the estimation of production costs: A case study in the automotive industry. *Int. J. Production Economics*, 91, 165-177.

- Chang, C.-C., & Lin, C.-J. (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2(3).
- Chapman, R. J. (2016). A framework for examining the dimensions and characteristics of complexity inherent within rail megaprojects. *International Journal of Project Management*, 34, 937-956.
- Charles, S. L., & Hansen, D. R. (2008). An evaluation of activity-based costing and functional-based costing: A game-theoretic approach. *Int. J. Production Economics*, 113, 282-296.
- Chen, K.-Y., & Wang, C.-H. (2007). Support vector regression with genetic algorithms in forecasting tourism demand. *Tourism Management*, 28, 215-226.
- Cheng, M.-Y., & Wu, Y.-W. (2008). DYNAMIC PREDICTION OF PROJECT SUCCESS USING EVOLUTIONARY SUPPORT VECTOR MACHINE INFERENCE MODEL. Dans *the 25th International Symposium on Automation and Robotics in Construction*.
- Chou, J.-S., Cheng, M.-Y., Wu, Y.-W., & Tai, Y. (2011). Predicting high-tech equipment fabrication cost with a novel evolutionary SVM inference model. *Expert Systems with Applications*, 38, 8571-8579.
- Chwastyk, P., & Kołosowski, M. (2014). Estimating the Cost of the New Product in Development Process. *Procedia Engineering*, 69, 351-360.
- Clark, B. K. (2000). *Quantifying the Effects of Process Improvement on Effort* présentée à IEEE Software. doi: 10.1109/52.895170
- Colmer, G., Dunkley, M., Gray, K., Pugh, P., & Williamson, A. (1999). Estimating the cost of new technology products. *International Journal of Technology Management*, 17, 840-846.
- Conrow, E. H. (2011). Estimating Technology Readiness Level Coefficients. *Journal of Spacecraft and rockets*, 48(1), 146-155. doi: <https://doi.org/10.2514/1.46753>

- Cooper, R. G. (2001). *Winning at New Products: Accelerating the Process from Idea to Launch, Third Edition* (3th eddition éd.). HarperCollins.
- Cristóbal, J. R. S., Carral, L., Diaz, E., Fragueta, J. A., & Iglesias, G. (2018). Complexity and Project Management: A general Overview. *Hindawi Complexity Journal*, 2018, 1-10. doi: <https://doi.org/10.1155/2018/4891286>
- Crosby, P. B. (1979). *Quality is Free: The Art of Making Quality Certain*. McGraw-Hill.
- Crow, K. (2004). *Achieving target cost/design-to-cost objectives*. DRM Associates. Repéré à <https://productmanagement.buzz/index.php/2004/11/03/achievingtarget/>
<http://www.npd-solutions.com/dtc.html>
- Cuauhtemoc Lopez-Martin, C. I. A. C. (2012). Software development effort prediction of industrial projects applying a general regression neural network. *Empir Software Eng*, 17, 738-756.
- Curran, R., Raghunathan, S., & Price, M. (2004). Review of aerospace engineering cost modelling: The genetic causal approach. *Progress in Aerospace Sciences*, 40, 487-534.
- Dale, S., & Barnaby, C. (2015). Macro-Parametrics and the Applications of Multi-Colinearity and Bayesian to Enhance Early Cost Modeling. Dans *In Proceedings of the International Cost Estimating and Analysis Association*.
- Dave, V. S., & Dutta, K. (2011). Comparison of Regression model, Feed-forward Neural Network and Radial Basis Neural Network for Software Development Effort Estimation. *ACM SIGSOFT Software Engineering Notes*, 36(5), 1-5.
- Deng, S., & Yeh, T.-H. (2011). Using least squares support vector machines for the airframe structures manufacturing cost estimation. *International Journal of Production Economics*, 131(2), 701-708.
- DoD. (1995). *Parametric Cost Estimating Handbook* (1st Edition éd.). DoD Parametric Cost Estimating Initiative Steering Committee. Repéré à <https://vdocuments.mx/dod-parametric-cost-estimating-handbook-2nd-ed.html>

- Dooley, K., Subra, A., & Anderson, J. (2001). Maturity and its impact on new product development project performance. *Res Eng Design*, 13, 23-29.
- Duan, K., Keerthi, S. S., & Poo, A. N. (2003). Evaluation of simple performance measures for tuning SVM hyperparameters. *Neurocomputing*, 50, 41-59.
- Dubos, G. F., & Saleh, J. H. (2011). Spacecraft technology portfolio: Probabilistic modeling and implications for responsiveness and schedule slippage. *Acta Astronautica*, 68(7-9), 1126-1146. Repéré à <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2010.10.007>
- Dubos, G. F., Saleh, J. H., & Braun, R. (2008). Technology Readiness Level, Schedule Risk, and Slippage in Spacecraft Design. *Journal of Spacecraft and rockets*, 45(4), 836-846. Repéré à <https://doi.org/10.2514/1.34947>
- Dunoviü, I. B., Radujkoviü, M., & Škreba, K. A. (2014). *Towards a New Model of Complexity – The Case of Large Infrastructure Projects* présentée à 27th IPMA World Congress Dubrovnik, Croatia.
- Duverlie, P., & Castelain, J. M. (1999). Cost Estimation During Design Step: Parametric Method versus Case Based Reasoning Method. *International Journal for Advanced Manufacturing Technology*, 15, 895-906.
- Dvir, D. (2005). Transferring projects to their final users: the effect of planning and preparations for commissioning on project success. *International Journal of Project Management* 23, 257-265.
- Eckert, C., Clarkson, P. J., & Zanker, W. (2004). Change and Customisation in Complex Engineering Domains. *Research in Engineering Design*, 15(1), 1-21.
- Eden, C., Williams, T., & Ackermann, F. (2005). Analysing project cost overruns: comparing the “measured mile” analysis and system dynamics modelling. *International Journal of Project Management*, 23, 135-139.
- Edmonds, B. (1999). *Syntactic measures of complexity* (PhD Thesis, University of Manchester).
- El-Khoury, B., & Kenley, C. R. (2014). An Assumptions-Based Framework for TRL-Based Cost and Schedule Models. *Journal of Cost Analysis and Parametrics*, 7(2), 160-179.

- ElMaraghy, W., H.ElMaraghy, Tomiyama, T., & Monostori, L. (2012). Complexity in engineering design and manufacturing. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 61, 793-814.
- Elragal, A., & Haddara, M. (2010). The Use of Experts Panels in ERP Cost Estimation Research. *Entreprise Information System*, 110, 97-108.
- Fernandez, J. A. (2010). *Contextual Role of TRLs and MRLs in Technology Management* (n° SAND2010-7595). California: Sandia National Lab.
- Flyvbjerg, B. (2014). What You Should Know about Megaprojects and Why: An Overview. *Project Management Journal*, 45(2), 6-19.
- Foussier, P. M. M. (2006). *From Product Development to Cost A Practical Approach*. London: Springer.
- Fricke, E., Gebhard, B., Negele, H., & Igenbergs, E. (2000). Coping with Changes: Causes Findings and Strategies. *Systems Engineering*, 3(4), 169-179.
- GAO. (2009). *GAO Cost Estimating Assessment Guides, best practices for developing and managing capital program costs* (GAO-09-3SP éd.).
- GAO. (2010). Defense acquisitions - Managing risk to achieve better outcomes. *United States Government Accountability Office, Washington, D.C.*, 10-374T.
- GAO. (2020). *GAO Cost Estimating Assessment Guides, best practices for developing and managing capital program costs*. Washington DC. Repéré à <https://www.gao.gov/assets/710/705312.pdf>
- Geraldi, J., Maylor, H., & Williams, T. (2011). Now, let's make it really complex (complicated) : A systematic review of the complexities of projects. *International Journal of Operations & Production Management*, 31(9), 966-990.
- Giri, P. K. (2012). Effort Estimation for Design Activity in Power Plant Equipments. *Journal of Software Engineering and Applications*, 5, 1001-1007.

- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital Image Processing* (4th Edition éd.). Pearson.
- Greenacre, M. (2007). *Correspondence Analysis in Practice* (2nd éd.). Taylor & Francis Group.
- Greene, W. H. (2012). *Econometric Analysis* (7th Edition éd.). Pearson.
- Gulcicek, U., Ozkan, O., Gunduz, M., & Demir, I. H. (2013). Cost assessment of construction projects through neural networks. *Can. J. Civ. Eng.*, 40, 574-579.
- Harrison, J. R., & March, J. G. (1984). Decision Making and Postdecision Surprises. *Administrative Science*, 29(1), 26-42.
- Hastie, T., Tibshiranie, R., & Freidman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction* (2nd éd.). Springer.
- Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines* (Third Edition éd.). NJ, USA: Pearson Upper Saddle River.
- Hippert, H. S., & Taylor, J. W. (2010). An evaluation of Bayesian techniques for controlling model complexity and selecting inputs in a neural network for short-term load forecasting. *NeuralNetworks*, 23, 386-395.
- Hooshmand, Y., Köhler, P., & Korff-Krumm, A. (2016). Cost Estimation in Engineer-to-Order Manufacturing. *Open Engineering*, 6, 22-34.
- Huang, G. Q., Yee, W. Y., & Mak, K. L. (2003). Current Practice of Engineering Change Management in Hong Kong Manufacturing Industries. *Journal of Materials Processing Technology*, 139(1), 481-487.
- Ibbs, C. W., & Kwak, Y. H. (2000). Assessing Project Management Maturity. *Project Management Journal*, 31(1), 32-43.
- Ievtushenko, O., & Hodge, G. L. (2012). Review of Cost Estimation Techniques and Their Strategic Importance in the New Product Development Process of Textile Products. *Research Journal of Textile and Apparel*, 16(1), 103-124.

ISPA. (2008). *ISPA Parametric Estimation Handbook*.

Jacome, M. F., & Lapinskii, V. (1997). NREC: Risk Assessment and Planning of Complex Designs. *IEEE DESIGN & TEST OF COMPUTERS*, 42-49.

Jaifer, R., Beauregard, Y., & Bhuiyan, N. (2017). Re-imagining uncertainty and complexity evaluation in aerospace new product development : effort and time planning perspective. Dans *American Society for Engineering Management 2017 International Annual Conference* (pp. 1-11).

Jaifer, R., Beauregard, Y., & Bhuiyan, N. (2020). New Framework of Effort and Time Drivers in Aerospace Product Development Projects. *Engineering Management Journal*, 32(4).

Jane Fox, R. G., Allan Shur, Laura Von Glahn, Brian Zaas. (1998). Process Uncertainty: A New Dimension for New Product Development. *Engineering Management Journal*, 10(3), 19-27.

Jiang, J. J., Klein, G., Hwang, H.-G., Huang, J., & Hung, S.-Y. (2004). An exploration of the relationship between software development process maturity and project performance. *Information & Management*, 41(3), 279-288. doi: 10.1016/S0378-7206(03)00052-1

Jiyao Chen, R. R. R., and Gary S. Lynn. (2005). The Impacts of Speed-to-Market on New Product Success: The Moderating Effects of Uncertainty. *IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT*, 52(2), 199-212.

Jørgensen, M. (2004). Top-down and bottom-up expert estimation of software development effort. *Information and Software Technology*, 46, 3-16.

Jørgensen, M. (2010). Selection of strategies in judgment-based effort estimation. *The Journal of Systems and Software*, 83, 1039-1050.

Jørgensen, M. (2011). Contrasting ideal and realistic conditions as a means to improve judgment-based software development effort estimation. *Information and Software Technology*, 53, 1382-1390.

- Kaimann, R. A. (1974). Coefficient of network complexity. *Management Science*, 21(2), 172-177.
- Karthik, K., & Janardhan, D. K. (2016). *Engineering Changes in Product Design – A Review* présentée à IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Bangalore, India.
- Keller, S., Collopy, P., & Compton, P. (2014). What is wrong with space system cost models? A survey and assessment of cost estimating approaches. *Acta Astronautica*, 93, 345-351.
- Kerzner, H. (2019). *Using the Project Management Maturity Model: Strategic Planning for Project Management* (3rd éd.). Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.
- Kian Manaesh Rad, E., & Sun, M. (2014, 15-17 Oct). *TAXONOMY OF PROJECT COMPLEXITY INDICATORS IN ENERGY MEGAPROJECTS* présentée à International Scientific Conference People, Buildings and Environment, Kroměříž, Czech Republic.
- Kim, D. Y., Han, S. H., Kim, H., & Park, H. (2009). Structuring the prediction model of project performance for international construction projects: A comparative analysis. *Expert Systems with Applications*, 36, 1961-1971.
- Kim, G.-H., An, S.-H., & Kang, K.-I. (2004). Comparison of construction cost estimating models based on regression analysis, neural networks, and case-based reasoning. *Building and Environment*, 39(10), 1253-1242. Repéré à <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2004.02.013>
- Klakegg, O. J., & Lichtenberg, S. (2016). Successive cost estimation – successful budgeting of major projects. Dans P.-S. a. B. Sciences (Éd.), *29th World Congress International Project Management Association (IPMA)* (Vol. 226, pp. 176-183).
- Knight, F. H. (1964). *Risk, uncertainty and profit*. New York: Kelly Book Seller.
- Ko, C.-H., & Cheng, M.-Y. (2007). Dynamic Prediction of Project Success Using Artificial Intelligence. *JOURNAL OF CONSTRUCTION ENGINEERING AND MANAGEMENT*, 133(4), 316-324.

- Kowalska, J., & Ochodek, M. (2014). Supporting Analogy-based Effort Estimation with the Use of Ontologies. *e-informatica Software Engineering Journal*, 8(1), 53-64.
- Kumar, K. V., Ravi, V., Carr, M., & Kiran, N. R. (2008). Software development cost estimation using wavelet neural networks. *The Journal of Systems and Software*, 81, 1853–1867.
- Lamboglia, E., Gaudenzi, P., & Joumier, H. (2008). Non-linear and Multivariate Regressions for Space Engineering Parametric Cost Models. *Cost Engineering Journal*, 50(8), 14-21.
- Layer, A., Brinke, E. T., Houten, F. V., Kals, H., & Haasis, S. (2002). Recent and future trends in cost estimation. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 15(6), 499-510.
- Leake, D. B. (1996). *CBR in context: The present and the future* In Leake, D., ed., 1996, *Case-Based Reasoning: Experiences, Lessons, and Future Directions*. CL: AAAI Press.
- Lessard, D., Sakhrani, V., & Miller, R. (2014). House of Project Complexity—understanding complexity in large infrastructure projects. *Engineering Project Organization Journal*, 4(4), 170-192.
- Lewis, R. J. (1995). *Activity-Based Models for Cost Management Systems*. Westport: Quorum Books - Greenwood Publishing Group.
- Li, W., & Moon, Y. B. (2012). Modeling and managing engineering changes in a complex product development process. *Int J Adv Manuf Technol*, 63, 863-874.
- Li, Y. F., Xie, M., & Goh, T. N. (2009). A study of project selection and feature weighting for analogy based software cost estimation. *The Journal of Systems and Software*, 82, 241-252.
- Lindermann, & Reichwald. (1998). *Integriertes Änderungsmanagement*. Berlin: Springer.
- Ling, F. Y. Y., Low, S. P., Wang, S., & Egbelakin, T. (2008). Models for Predicting Project Performance in China Using Project Management Practices Adopted by Foreign AEC

- Firms. *JOURNAL OF CONSTRUCTION ENGINEERING AND MANAGEMENT*, 134(12), 983-990.
- Loch, C. H., Solt, M. E., & Bailey, E. M. (2008). Diagnosing Unforeseeable Uncertainty in a New Venture. *Journal of Production Innovation Management*, 25, 28-46.
- Lopez-Martin, C. (2011). Applying a general regression neural network for predicting development effort of short-scale programs. *Neural Comput & Applic*, 20, 389-401.
- López-Martín, C. (2015). Predictive accuracy comparison between neural networks and statistical regression for development effort of software projects. *Applied Soft Computing*, 27, 434-449.
- Lowe, D. J., Emsley, M. W., & Harding, A. (2006). Predicting construction cost using multiple regression techniques. *JOURNAL OF CONSTRUCTION ENGINEERING AND MANAGEMENT*, 132(7), 750-758.
- Loyer, J.-L., Henriques, E., Fontul, M., & Wiseall, S. (2016). Comparison of Machine Learning methods applied to the estimation of manufacturing cost of jet engine components. *Int. J. Production Economics*, 178, 109-119.
- Magnaye, R., Sauser, B., Patanakul, P., Nowicki, D., & Randall, W. (2014). Earned readiness management for scheduling, monitoring and evaluating the development of complex product systems. *International Journal of Project Management*, 32, 1246-1259.
- Malone, P., Smoker, R., Apgar, H., & Wolfarth, L. (2011). The Application of TRL Metrics to Existing Cost Prediction Models: A Practitioners Guide to Applying Cost Correction Factors to Technology. Dans *Proceedings of the Aerospace Conference* (pp. 1-12).
- Malone, P., & Wolfarth, L. (2013, 2-9 March 2013). *Measuring System Complexity to Support Development Cost Estimates* présentée à IEEE Aerospace conference, Big Sky, MT, USA. doi: 10.1109/AERO.2013.6496853
- Manson, S. M. (2001). Simplifying Complexity: a Review of Complexity Theory. *Geoforum*, 32, 405-414.

- Mark, J. B., Webb, P. F., Summers, M. D., & Baguley, P. (2014). COTECHMO: The Constructive Technology Development Cost Model. *Journal of Cost Analysis and Parametrics*, 7(1), 48-61.
- Martinelli, I., Campi, F., Checcacci, E., Presti, G. M. L., Pescatori, F., Pumo, A., & Germani, M. (2019). Cost Estimation Method for Gas Turbine in Conceptual Design Phase. Dans *29th CIRP Design* (Vol. 84, pp. 650-655).
- Maschio, C., & Schiozer, D. J. (2014). Bayesian history matching using artificial neural network and Markov Chain Monte Carlo. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 123, 62-71.
- McCullagh, L., Walsh, C., & Barry, M. (2012). Value-of-Information Analysis to Reduce Decision Uncertainty Associated with the Choice of Thromboprophylaxis after Total Hip Replacement in the Irish Healthcare Setting. *Pharmacoeconomics*, 30(10), 941-959. doi: 10.2165/11591510-000000000-00000
- McDaniel, R. R., & Driebe, D. J. (2005). *Uncertainty and Surprises in complex systems : Question on working with the unexpected*. Netherlands: Springer. Repéré à <https://books.google.ca/books?hl=fr&lr=&id=MXerPe0R-fgC&oi=fnd&pg=PA1&dq=uncertainty+and+surprise+in+complex+systems&ots=CbZLiYpE6r&sig=g53nQrjKyzmoivp2sPFqV6fK28M#v=onepage&q=uncertainty%20and%20surprise%20in%20complex%20systems&f=false>
- McIntosh, K. G. (1995). *Engineering Data Management: A Guide to Successful Implementation*. New York: McGraw-Hill.
- Meier, S. R. (2008). Best Project Management and Systems Engineering Practices in the Preacquisition Phase for Federal Intelligence and Defense Agencies. *Project Management Journal*, 38(1), 59-71.
- Melander, L., & Tell, F. (2014). Uncertainty in collaborative NPD: Effects on the selection of technology and supplier. *Journal of Engineering and Technology Management*, 31, 103-119.
- Meyer, A. D., Loch, C. H., & Pich, M. T. (2002). Managing Project Uncertainty: From Variation to Chaos. *IEEE Engineering Management Review*, 60-67.

- Monserrate, E. B., Shehab, E., & Sarfraz, S. (2017). Developing a Cost Model for Aerospace Laser Beam Welding Technology. Dans *24th ISPE International Conference on Transdisciplinary Engineering* (Vol. 5).
- Mousavi, M., Moghaddam, T., Vahdani, B., Hashemi, H., & Sanjari, M. J. (2013). A new support vector model-based imperialist competitive algorithm for time estimation in new product development projects. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 29, 157-168.
- Munthe, C. I., Uppvall, L., Engwall, M., & Dahlén, L. (2015). Dealing with the devil of deviation: managing uncertainty during product development execution. *R&D Management*, 44(2), 203-216.
- NASA. (2015). *NASA Cost Estimation Handbook*.
- Niazi, A., Dai, J. S., Balabani, S., & Seneviratne, L. (2006). Product cost estimation: Technique classification and methodology review. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 128(2), 563-575.
- Nowotny, H., Scott, P., & Gibbons, M. (2001). *Re-thinking science: knowledge and the public in an age of uncertainty*. Malden, MA: Blackwell Publishers Ltd.
- Oh, J., Yang, J., & Lee, S. (2012). Managing uncertainty to improve decision-making in NPD portfolio management with a fuzzy expert system. *Expert Systems with Applications*, 39, 9868-9885.
- Oyama, K., Learmonth, G., & Chao, R. (2015). Applying complexity science to new product development : Modeling considerations, extensions, and implications. *Journal of Engineering and Technology Management*, 35, 1-24.
- Padalkar, M., & Gopinath, S. (2016). Are complexity and uncertainty distinct concepts in project management? A taxonomical examination from literature. *International Journal of Project Management*, 34, 688-700.
- Park, Y.-I., & Papadopoulou, T. C. (2012). Causes of cost overruns in transport infrastructure projects in Asia: Their significance and relationship with project size. *Built Environment Project and Asset Management*, 2(2), 195-216.

- Parker, W. S., & Risbey, J. S. (2015). False precision, surprise and improved uncertainty assessment. *Philosophical Transactions*.
- Parsons-Hann, H., & Liu, K. (2005, May 25-28, 2005). *Measuring Requirements Complexity to Increase the Probability of Project Success* présentée à Proceedings of the Seventh International Conference on Enterprise Information Systems, Miami, USA.
- Perminova, O., Gustafsson, M., & Wikstrom, K. (2008). Defining uncertainty in projects – a new perspective. *International Journal of Project Management*, 26, 73-79.
- Pich, M. T., Loch, C. H., & Meyer, A. D. (2002). On Uncertainty, Ambiguity, and Complexity in Project Management. *Management Science*, 48(8), 1008-1023.
- Pickard, A., Nolan, A., & Beasley, R. (2010). Certainty, Risk and Gambling in the Development of Complex Systems. Dans *INCOSE International Symposium* (Vol. 20, pp. 1051-1061).
- Qian, L., & Ben-Arieh, D. (2008). Parametric cost estimation based on activity-based costing : A case study for design and development of rotational parts. *Int. J. Production Economics*, 113, 805-818.
- Ratter, B. M. W. (2013). Surprise and Uncertainty. Framing Regional Geohazards in the Theory of Complexity. *Humanities*, 2(1), 1-19. doi: DOI: 10.3390/h2010001
- Reichelt, K., & Lyneis, J. (1999). The Dynamics of Project Performance: Benchmarking the Drivers of Cost and Schedule Overrun. *European Management Journal*, 17(2), 135-150.
- Relich, M., & Pawlewski, P. (2018). A case-based reasoning approach to cost estimation of new product development. *Neurocomputing*, 272, 40-45.
- Rijwani, P., & Jain, S. (2016). Enhanced Software Effort Estimation using Multi Layered Feed Forward Artificial Neural Network Technique. *Procedia Computer Science*, 89, 307-312.
- Riviere, A., DaCunha, C., & Tollenaere, M. (2003). *Performances in Engineering Changes Management*. Springer, Dordrecht. doi: DOI 10.1007/978-94-017-0161-7

- Rodrigues, L. L. R., Dharmaraj, N., & Rao, B. R. S. (2006). System dynamics approach for change management in new product development. *Management Research News*, 29(8), 512-523.
- Roy, R. (2003). *COST ENGINEERING: WHY, WHAT AND HOW?* Cranfield University, Cranfield, UK: Cranfield University. Repéré à <http://dspace.lib.cranfield.ac.uk/handle/1826/64>
- salam, A., & Bhuiyan, N. (2016). Estimating design effort using parametric models: A case study at Pratt & Whitney Canada. *Concurrent Engineering: Research and Applications*, 24(2), 129-138.
- Salam, A., Bhuiyan, N., & Gouw, G. J. (2009). Estimating design effort for the compressor design department: a case study at Pratt & Whitney Canada. *Design studies*, 30, 303-319.
- Salam, A. M. (2007). *A Parametric Model to Estimate Design Effort in Product Development* (Concordia, Montreal, Qc).
- Saravi, M. E., Newnes, L. B., Mileham, A. R., & Goh, Y. M. (2008). Estimating cost at the conceptual design stage to optimize design in terms of performance and cost. Collaborative Product and Service Life Cycle Management for a Sustainable World. Dans *Proceedings of the 15th ISPE International Conference on Concurrent Engineering* (pp. 123 - 130). Springer-Verlag.
- Schlindwein, S., & Ison, R. (2004). Human knowing and perceived complexity: implications for systems practice. *Emergence: complexity & organization*, 6(3), 19-24.
- Schuh, G., Riesener, M., & Mattern, C. (2016). Approach To Evaluate Complexity In New Product Development Projects. *Int. J. of Design & Nature and Ecodynamics*, 11(4), 573-583.
- Schwartz, M., & O'Connor, C. V. (2016). *The Nunn-McCurdy Act: Background, analysis, and issues for Congress* (n° R41293). Congressional Research Service.
- SEI. (2011). *Quantifying Uncertainty in Early Lifecycle Cost Estimation (QUELCE)*. Software Engineering Institute.

- Shannon, C. E. (1951). The mathematical theory of communication. *Bell Systems Technological Journal*, 27, 379-423.
- Sharma, A., & Kushwaha, D. S. (2012). Applying Requirement Based Complexity for the Estimation of Software Development and Testing Effort. *ACM SIGSOFT Software Engineering Notes*, 37(1), 1-11.
- Sharma, A., & Kushwaha, D. S. (2012). Estimation of Software Development Effort from Requirements Based Complexity. *Procedia Technology*, 4, 716-722.
- Sheard, S. A., & Mostashari, A. (2010). A Complexity Typology for Systems Engineering. *INCOSE International Symposium*, 20(1), 933-945.
- Shi, H., & Li, W. (2008). *The integrated methodology of rough set theory and artificial neural-network for construction project cost prediction* présentée à Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application.
- Smith, A. E., & Mason, A. K. (1997). Cost estimation predictive modeling : Regression versus Neural Network. *The Engineering Economist*, 42(2), 137-161.
- Smoker, R. E., & Sean, S. (2007). System Cost Growth Associated with TRL. *Journal of Parametrics*, 26(1), 8-38.
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333-339.
- Stahl, H. P., Stephens, K., Henrichs, T., Smart, C., & Prince, F. A. (2010). Single-Variable Parametric Cost Models for Space Telescopes. *Optical Engineering*, 49(7).
- Stekolschik, A. (2016). *Engineering Change Management Method Framework in Mechanical Engineering* présentée à Second International Conference on Mechanical Engineering and Automation Science, Singapore.
- Stockstrom, C., & Herstatt, C. (2008). Planning and uncertainty in newproduct development. *R&D Management*, 35(5), 480-490.

- Strauss, A. L., & Corbin, J. (1998). *Basics of Qualitative Research: : Techniques and Procedures for Developing Grounded Theory* (2 nd éd.). Thousand Oaks, CA: Sage Publications, Inc.
- Summers, J. D., & Shah, J. J. (2003). *Developing Measures Of Complexity For Engineering Design* présentée à ASME 2003 Design Engineering Technical Conferences, Chicago, Illinois, USA.
- Summers, J. D., & Shah, J. J. (2010). Mechanical Engineering Design Complexity Metrics: Size, Coupling, and Solvability. *Journal of Mechanical Design*, 132, 1-11.
- Tamaskar, S., Kotegawa, T., Neema, K., & DeLaurentis, D. (2011). Measuring Complexity of Aerospace Systems. 903-915.
- Tamaskar, S., Neema, K., & DeLaurentis, D. (2014). Framework for measuring complexity of aerospace systems. *Res Engineering Design*, 25, 125-137.
- Tatikonda, M. V., & Rosenthal, S. R. (2000). Technology Novelty, Project Complexity, and Product Development Project Execution Success: A Deeper Look at Task Uncertainty in Product Innovation. *IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT*, 47(1), 74-87.
- Thamhain, H. (2013). Managing risks in complex projects. *Project Management Journal*, 44(2), 20-35.
- Thomas, J., & Mengel, T. (2008). Preparing project managers to deal with complexity – Advanced project management education. *International Journal of Project Management*, 26, 304-315.
- Tim Menzies, Z. C., Jairus Hihn, and Karen Lum. (2006). Selecting Best Practices for Effort Estimation. *IEEE TRANSACTIONS ON SOFTWARE ENGINEERING*, 32(11), 883-895.
- Ting, P.-K., Zhang, C., Wang, B., & Deshmukh, A. (1999). Product and process cost estimation with fuzzy multi-attribute utility theory. *Engineering Economics*, 44(4).

- Titov, S., Bubnov, G., Guseva, M., Lyalin, A., & Brikoshina, I. (2016). *Capability maturity models in engineering companies: case study analysis* présentée à ITM Web of Conferences. doi: <https://doi.org/10.1051/itmconf/20160603002>
- Tomiyama, T. (2006). Knowledge structure and complexity of multi-disciplinary design. Dans *Proceedings of the 16th International CIRP Design Conference* (pp. 310-316).
- Tomiyama, T., D'Amelio, V., Urbanic, R. J., & Elmaraghy, W. H. (2007). Complexity of multidisciplinary design. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 56(1), 185-188.
- Tornberg, K., msen, M. J., & Paranko, J. (2002). Activity-based costing and process modeling for cost-conscious product design: A case study in a manufacturing company. *Int. J. Production Economics*, 78, 75-82.
- Tran, É. (2017). *Nouvelle méthode d'identification de causes fondamentales et leçons apprises pour réduire les dépassements de coûts et de délais – mesure de la performance d'identification des risques* (École de Technologie Supérieure).
- Trivailo, O., Sippel, M., & Sekercioglu, Y. A. (2012). Review of hardware cost estimation methods, models and tools applied to early phases of space mission planning. *Progress in Aerospace Sciences*, 1-17.
- Trost, S. M., & Oberlender, G. D. (2003). Predicting Accuracy of Early Cost Estimates Using Factor Analysis and Multivariate Regression. *J. Constr. Eng. Manage.*, 129(2), 198-204.
- Tu, Y. L., Xie, S. Q., & Fung, R. Y. K. (2007). Product Development Cost Estimation in Mass Customization. *IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT*, 54(1), 29-40.
- Vaishnavi, V., & Kuechler, W. (2015). *Design Science Research methods and patterns: innovating information and communication technology* (2nd éd.). Boca Raton, FL: CRC Press.
- Vanek, F., Jackson, P., & Grzybowski, R. (2008). Systems engineering metrics and applications in product development: A critical literature review and agenda for further research. *Systems Engineering*, 11(2), 107-124.

- Vapnik, V. (1995a). *The Nature of Statistical Learning Theory* (2nd Edition éd.). New York: Springer-Verlag.
- Vapnik, V. (1995b). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297.
- Vargas, R. (2015). *Applying neural network and analogous estimation to determine the project budget* présentée à PMI Cost Control, Orlando, Florida, USA.
- Vidal, L.-A., & Marle, F. (2008). Understanding project complexity: implications on project management. *Kybernetes*, 37(8), 1094-1110.
- Vidal, L.-A., Marle, F., & Bocquet, J. C. (2011a). Measuring project complexity using the Analytic Hierarchy Process. *International Journal of Project Management*, 29, 718-727.
- Vidal, L.-A., Marle, F., & Bocquet, J. C. (2011b). Using a Delphi process and the Analytic Hierarchy Process (AHP) to evaluate the complexity of projects. *Expert Systems with Applications*, 38, 5388-5405.
- Vidal, L.-A., Marle, F., & Bocquet, J. C. (2013). Building up a project complexity framework using an international Delphi study. *Int. J. Technology Management*, 62, 251-283.
- Volkert, R., Stracener, J., & Yu, J. (2014). Incorporating a Measure of Uncertainty into Systems of Systems Development Performance Measures. *Systems Engineering*, 17(3), 297-312.
- Wang, Y.-R., & Gibson, G. E. (2010). A study of preproject planning and project success using ANNs and regression models. *Automation in Construction*, 19, 341-346.
- Wang, Y.-R., Yu, C.-Y., & Chan, H.-H. (2012). Predicting construction cost and schedule success using artificial neural networks ensemble and support vector machines classification models. *International Journal of Project Management*, 30, 470-478.
- Watson, R. J., & Kwak, Y. H. (2004). Development of a Parametric Estimating Model for Technology-Driven Deployment Projects. Dans *Proceedings of the 36th conference on Winter simulation*. doi: 10.1109/WSC.2004.1371294

- Whitty, S. J., & Maylor, H. (2009). And then came Complex Project Management. *International Journal of Project Management*, 27, 304-310.
- Williams, T. (2002). *Modelling Complex Projects*. John Wiley & Sons.
- Williams, T., Klakegg, O. J., Walker, D. H. T., Andersen, B., & Magnussen, O. M. (2012). Identifying and Acting on Early Warning Signs in Complex Projects. *Project Management Journal*, 43(2), 37-53.
- Williams, T. M. (1999). The need for new paradigms for complex projects. *International Journal of Project Management*, 17(5), 269-273.
- Wilson, E. C. F. (2015). A Practical Guide to Value of Information Analysis. *Pharmacoeconomics*, 33, 105-121.
- Wood, H. L., & Ashton, P. (2010). Modelling project complexity. Dans *26th Annual Conference of the Association of Researchers in Construction Management* (pp. 1111-1120).
- Wozniak, T. M. (1993). Significance vs. capability: "Fit for use" project controls. Dans *Transactions of AACE International* (Vol. 37, pp. A.2.1 - A.2.8).
- Xia, W., & Lee, G. (2005). Complexity of Information Systems Development Projects: Conceptualization and Measurement Development. *Journal of Management Information Systems*, 22(1), 45-83.
- Xu, D., & Yan, H.-S. (2006). An intelligent estimation method for product design time. *Int J Adv Manuf Technology*, 30, 601-613.
- Yang, Q., Lu, T., Yao, T., & Zhang, B. (2014). The impact of uncertainty and ambiguity related to iteration and overlapping on schedule of product development projects. *International Journal of Project Management*, 32, 827-837.
- Yao, W., Chen, X., Luo, W., Tooren, M. v., & Guo, J. (2011). Review of uncertainty-based multidisciplinary design optimization methods for aerospace vehicles. *Progress in Aerospace Sciences*, 47, 450-479.

Zhang, D., & Bhuiyan, N. (2015). A Study of the Evolution of Uncertainty in Product Development as a Basis for Overlapping. *IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT*, 62(1), 39-50.