

Optimisation intégrée de la localisation des plateformes
logistiques et de la conception des flux de transport dans les
systèmes multi-échelons en milieu urbain

par

Viviane AGNIMO

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

MONTRÉAL, LE 18 DÉCEMBRE 2025

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Viviane Agnimo, 2025



Cette licence [Creative Commons](#) 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. Mustapha Ouhimmou, directeur de thèse
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

M. Marc Paquet, codirecteur de thèse
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

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

M. Armin Jabbarzadeh, membre du jury
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

M Julio Montecinos, membre du jury
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

M. Yassine Ouazene, examinateur externe
Laboratoire informatique et société numérique à l'Université de technologie de Troyes

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

LE 15 DÉCEMBRE 2025

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Je souhaiterais exprimer ma profonde et sincère gratitude à mon directeur de thèse le professeur Mustapha Ouhimmou, qui m'a prodigué un encadrement et un soutien inestimables tout au long de mes études doctorales. Je le remercie infiniment pour son aide financière et pour m'avoir donné l'occasion d'élargir mes horizons en me permettant d'effectuer un stage en France et d'assister à une conférence internationale au Maroc.

Je tiens également à remercier chaleureusement les professeurs Marc Paquet et Julio Montecinos qui font partie de mon comité d'encadrement, pour les excellentes suggestions, les conseils judicieux et les idées fructueuses qu'ils m'ont constamment apporté lors de nos réunions sur mon projet.

J'exprime également mes sincères remerciements au professeur Olivier Péton de l'IMT Atlantique de Nantes, qui a accepté de m'accueillir au sein de son département en tant que stagiaire, et m'a énormément aidé dans la formulation de l'algorithme matheuristique présenté au chapitre 3 de cette thèse.

Mes remerciements vont aussi à la structure MITACS dont le soutien financier à travers le programme de bourse de recherche Globalink m'a permis de réaliser le stage en France.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à tous les réviseurs anonymes pour leurs précieux commentaires et suggestions constructives qui ont contribué grandement à améliorer la qualité de l'article 1 présenté dans cette thèse.

Je suis également reconnaissante envers mes collègues étudiants du laboratoire de recherche de l'ÉTS pour leur soutien, encouragements et sollicitude à mon égard.

Optimisation intégrée de la localisation des plateformes logistiques et de la conception des flux de transport dans les systèmes multi-échelons en milieu urbain

Viviane AGNIMO

RÉSUMÉ

L'urbanisation croissante, la mondialisation, l'essor du commerce en ligne et l'adoption croissante de la stratégie logistique moderne juste-à-temps, ont entraîné une intensification des livraisons de marchandises dans les zones urbaines. Cette dynamique de croissance du volume des livraisons urbaines est associée à divers effets négatifs tels que l'augmentation de la congestion, la diminution de la mobilité, les nuisances sociales et environnementales (émissions de CO₂ et de polluants atmosphériques, bruit, risques pour la sécurité, etc.), qui dégradent les conditions de vie en milieu urbain et constituent une menace pour la performance économique. Par conséquent, avec la configuration actuelle des systèmes de logistique urbaine, une croissance continue des opérations de livraison semble non durable sur le long terme. Cela rend une organisation plus efficace et structurée du transport urbain de marchandises cruciale. Le concept de *logistique urbaine* introduit ces dernières décennies par les chercheurs et les praticiens, vise à l'atteinte de cet objectif. Il est basé sur la coordination des expéditeurs et des transporteurs pour la mutualisation de leurs expéditions dans des Centres de Distribution Urbaine (CDU), permettant ainsi de rationaliser l'utilisation des capacités des véhicules, de réduire leurs déplacements, les coûts et l'impact environnemental du transport urbain de marchandises, et d'accroître son efficacité globale. Notre thèse vient compléter cet effort pour contribuer à la conception des réseaux de transport urbain efficaces sur les plans économique, opérationnel et environnemental. Les contributions qu'apporte cette thèse sont de trois ordres, et la région du Grand Montréal est prise comme cas d'étude.

La première contribution réside dans l'intégration de la synchronisation temporelle des véhicules et des dépôts multiples dans le problème de localisation-routage capacitaire de véhicules à deux échelons (*Two-Echelon Capacitated Location Routing Problem [2E-CLRP]*). Un modèle sous la forme d'une programmation linéaire mixte en nombres entiers a été formulé, qui minimise le coût total d'opération du réseau logistique. Les résultats montrent que la synchronisation réduit le temps d'attente des véhicules aux satellites, et que les capacités des satellites et des véhicules influencent fortement les coûts et la performance du système.

La deuxième contribution de cette thèse consiste en la proposition d'une extension du modèle développé dans notre première contribution, en y intégrant une flotte hétérogène au premier échelon et l'approche multi-objectif avec un deuxième objectif de minimisation des émissions de CO₂. L'optimisation du modèle réalisée en appliquant la méthode de l'épsilon-contrainte, permet un arbitrage entre les coûts et les émissions de CO₂ et d'offrir aux décideurs un outil d'aide à la décision pour la conception de chaînes d'approvisionnement éco-efficaces. Les résultats montrent que l'usage de flottes hétérogènes réduit considérablement les émissions de CO₂.

VIII

Le 2E-CLRP fait partie de la classe des problèmes NP-difficiles. La complexité de notre problème est en plus accrue par sa nature multi-dépôt et multi-objectif, et par l'intégration de la synchronisation et de la flotte hétérogène. De ce fait, les méthodes exactes ne peuvent résoudre à l'optimalité que les petites instances de notre problème dans des temps d'exécution raisonnables. Par conséquent, la troisième contribution de cette thèse consiste au développement d'une approche de solution algorithmique avancée du modèle formulé dans notre deuxième contribution, permettant de résoudre de façon efficiente, les instances de grande échelle dans des laps de temps acceptables. Une mathéuristique itérative à deux étapes est formulée, qui résout itérativement, dans une première étape, un problème d'allocation-localisation et, dans la deuxième étape, un algorithme métaheuristique spécialisé pour les problèmes de routage de véhicules capacitaires.

Mots-clés: logistique urbaine, systèmes de distribution à deux échelons, localisation de satellites, conception de plans de transport, synchronisation, optimisation multi-objectif, émissions de CO₂, flotte hétérogène, transport urbain de marchandises durable, dépôts multiples, programmation mixte en nombres entiers, mathéuristique

Optimisation intégrée de la localisation des plateformes logistiques et de la conception des flux de transport dans les systèmes multi-échelons en milieu urbain

Viviane AGNIMO

ABSTRACT

The converging trends of growing urbanization, globalization of the economy, the rise of e-commerce, and the increasing adoption of modern Just-In-Time (JIT) logistics strategies, have led to an intensification of freight deliveries in urban areas. This dynamic of increasing urban delivery volume is associated to various negative effects such as increased traffic congestion, decreased mobility, and social and environmental nuisances (CO₂ and air pollutant emissions, noise, safety risks, etc.), which degrade quality of urban life and pose a latent threat to economic performance. Consequently, with the current configuration of urban logistics systems, a continuous growth in delivery operations appears unsustainable in the long term. This makes a more efficient and structured organization of urban freight transport crucial. In recent decades, the concept of city logistics, introduced by academics and practitioners, aims to achieve this goal. It is based on coordinating shippers and carriers to consolidate their shipment in City Distribution Centers (CDCs), thereby streamlining the use of vehicle capacity, reducing vehicle movements, costs, and the environmental impact of urban freight transport, and increasing its overall efficiency. Our thesis complements this effort by contributing to the design of urban transport networks that are economically, operationally, and environmentally efficient. The contributions of this thesis are threefold, and the Greater Montréal Area is taken as a case study.

The first contribution lies in the integration of vehicle temporal synchronization and multi depots features into the Two-Echelon Capacitated Location Routing Problem (2E-CLRP). A mixed-integer linear programming model was formulated, which minimizes the total operating cost of the logistics network. The results show that synchronization reduces vehicle waiting times at satellites, and that satellite and vehicle capacities have strongly influence the system's costs and performance.

The second contribution of this thesis consist of proposing an extension of the model developed in our first contribution, by integrating a heterogeneous fleet at the first echelon and a multi-objective approach with a second objective of minimizing CO₂ emissions. The model optimization, performed using the epsilon-constraint method, allows for a trade-off between costs and CO₂ emissions and provides decision-makers with a decision-support tool for designing eco-efficient supply chains. The results show that the use of heterogeneous fleets significantly reduces CO₂ emissions.

The 2E-CLRP belongs to the class of NP-hard problem. The complexity of our problem is further increased by its multi-depot and multi-objective nature, and by the integration of synchronization and the heterogeneous fleet. Therefore, exact methods can only solve small-sized instances of our problem to optimality within reasonable execution times. Consequently, the third contribution of this thesis consists of developing an advanced algorithmic solution

approach to the model formulated in our second contribution, capable of efficiently solving large-scale instances within acceptable time frames. A two-stage iterative matheuristic is formulated, which iteratively solves, in a first stage, an allocation- location problem and, in the second stage, a metaheuristic algorithm specialized for capacitated vehicle routing problems.

Keywords: city logistics, two-echelon distribution systems, satellite location, transportation plan design, synchronization, multi-objective optimization, CO₂ emissions, heterogeneous fleet, sustainable urban freight transport, multi-depots, mixed integer programming, matheuristic

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LA LITTÉRATURE	29
1.1 Recommandations clés pour une meilleure conception des modèles de planification des réseaux multi-échelons de distribution de marchandises en milieu urbain	29
1.1.1 Synchronisation temporelle entre les flottes de véhicules des différents échelons aux satellites	29
1.1.2 Optimisation multi-objectif considérant la réduction des émissions de CO ₂ et une flotte hétérogène	30
1.1.3 Conception de réseaux multi-dépôts	31
1.2 Efforts de modélisation des problèmes de routage pour la conception des systèmes de distribution multi-échelons et approches de solution utilisées pour les modèles....	31
1.2.1 La synchronisation temporelle dans la modélisation des problèmes de routage des systèmes de distribution multi-échelons	31
1.2.1.1 La synchronisation dans la modélisation des problèmes de localisation-routage (LRP) multi-échelons	32
1.2.1.2 La synchronisation temporelle dans la modélisation des problèmes de routage de véhicules (VRP) multi-échelons	33
1.2.2 Modélisation des problèmes de localisation-routage des systèmes de distribution multi-échelons par l'optimisation mono-objectif	36
1.2.2.1 Considération de la flotte homogène	36
1.2.2.2 Considération de la flotte hétérogène	39
1.2.3 Modélisation des problèmes de localisation-routage des systèmes de distribution multi-échelons par l'optimisation multi-objectif	39
1.2.3.1 Considération de la flotte homogène	39
1.2.3.2 Considération de la flotte hétérogène	43
1.2.4 L'optimisation multi-dépôt dans la modélisation des problèmes de localisation-routage pour les systèmes de distribution multi-échelons	46
1.3 Discussion sur les lacunes de la littérature	46
CHAPITRE 2 INTEGRATED STRATEGIC AND TACTICAL DESIGN OF MULTI-ECHELON CITY DISTRIBUTION SYSTEMS WITH VEHICLES SYNCHRONIZATION: A CASE OF THE GREATER MONTRÉAL AREA	49
2.1 Introduction	50
2.2 Literature review	54
2.2.1 State of the art of strategic and tactical multi-echelon CL network design modelling efforts	54
2.2.2 Gaps in the Literature on Multi-echelon City Logistics Network Design at Strategic and Tactical Levels of Planning	59
2.3 Problem Description and Mathematical Formulation	61

2.4	Solution Strategy: Binary Variable Fixing (BVF) Method.....	74
2.5	Computational experiments and discussions	75
2.5.1	Case study.....	75
2.5.2	Results Obtained on the Test Instances	80
2.5.3	Sensitivity Analysis	88
2.5.3.1	The Effect of Variations in Satellite Capacities	88
2.5.3.2	The Effect of Variations in 1 st -level Vehicle Capacities	92
2.5.3.3	The Effect of Variations in 2 nd -level Vehicle Capacities	94
2.6	Conclusion	97
CHAPITRE 3 MULTI-OBJECTIVE MULTI-DEPOT SUSTAINABLE TWO- ECHELON CAPACITATED LOCATION ROUTING PROBLEM FOR URBAN DISTRIBUTION.....		
3.1	Introduction.....	100
3.2	Literature review.....	104
3.3	Problem statement and proposed model	111
3.3.1	Problem definition	111
3.3.2	Model formulation	114
3.4	Solution approach	127
3.4.1	Epsilon-constraint method	127
3.4.2	The binary variable fixing (BVF) solving methodology	128
3.5	Numerical experiments and discussions	131
3.5.1	Case study.....	131
3.5.2	Pareto optimal frontier	132
3.5.3	Comparative profitability analysis of the base scenario of vehicle fleet on the 1 st echelon (conventional vehicle fleet only) and the investment scenarios in environmentally friendly vehicle fleets from the point of view of ownership costs.....	134
3.6	Conclusion	137
CHAPITRE 4 A MATHEURISTIC APPROACH FOR SOLVING A MULTI- OBJECTIVE MULTI-DEPOT TWO-ECHELON CAPACITATED LOCATION ROUTING PROBLEM WITH ENVIRONMENTAL CONSIDERATIONS ARISING IN CITY LOGISTICS.....		
4.1	Introduction.....	140
4.2	Literature review	143
4.2.1	State of the art of modelling and solution approach of multi-objective multi-echelon location routing problems	143
4.2.2	Research gap and contribution to the Literature	149
4.3	Problem statement and mathematical model formulation	153
4.4	Description of the proposed matheuristic	153
4.5	Conclusion	161
CONCLUSION		163
APPENDICE A.....		171

APPENDICE B175
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES181

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 2.1	Overview of features of relevant multi-echelon CL network design models at strategic and tactical levels of planning in literature60
Tableau 2.2	Features of test instances.....79
Tableau 2.3	The values of the other parameters of the 2E-CLRPVS in the computational experiments80
Tableau 2.4	Comparative results between the AMPL/Gurobi single model solution and the BVF method for their best objectives and computational times ..81
Tableau 2.5	Computational results on the test instances solved by the AMPL/Gurobi single model solution82
Tableau 2.6	Computational results on the test instances solved by the BVF method ..83
Tableau 2.7	Satellite operating costs according to capacity88
Tableau 3.1	Summary of the recent literature on the multi-echelon green LRP and positioning of this work110
Tableau 3.2	Vehicle-specific parameters132
Tableau 3.3	General parameters of the MOMD-2E-CLRP in the computational experiments132
Tableau 4.1	Comparative overview of features of recent multi-objective multi-echelon LRP studies and the present study152

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 0.1	Représentation schématique d'un système de distribution à deux échelons.....	9
Figure 0.2	Démarche méthodologique	18
Figure 2.1	Illustrative representation of the two-echelon network modelled in the 2E-CLRPVS.....	61
Figure 2.2	Customer nodes (centroids of postal codes agglomerations).....	77
Figure 2.3	Location of CDCs, potential satellites and customers	78
Figure 2.4	Sample solution for 55-customers instance by the AMPL/Gurobi single model solution.....	86
Figure 2.5	Sample solution for 55-customers instance by the BVF method.....	87
Figure 2.6	Effect of satellite capacities variations on the best objective for 55-customers instance	90
Figure 2.7	Effect of satellite capacities variations on 1EVs' loading rates for 55-customers instance	90
Figure 2.8	Effect of satellite capacities variations on 2EVs' loading rates for 55-customers instance	91
Figure 2.9	Effect of satellite capacities variations on a percentage of 2EVs' waiting times in their total trip lengths for 55-customers instance	91
Figure 2.10	Effect of 1EVs' capacities variations on the best objective for 55-customers instance	92
Figure 2.11	Effect of 1EVs' capacities variations on 1EVs' loading rates for 55-customers instance	93
Figure 2.12	Effect of 1EVs' capacities variations on 2EVs' loading rates for 55-customers instance	93
Figure 2.13	Effect of 1EVs' capacities variations on a percentage of 2EVs' waiting times in their total trip lengths for 55-customers instance	94
Figure 2.14	Effect of 2EVs' capacities variations on the best objective for 55-customers instance	95

XVIII

Figure 2.15	Effects of 2EVs' capacities variations on 2EVs' loading rates for 55-customers instance96
Figure 2.16	Effects of 2EVs' capacities variations on the percentage of 2EVs' waiting times in their total trip lengths for 55-customers instance96
Figure 3.1	Illustration of the 2E-CLRPVS network111
Figure 3.2	Epsilon-constraint pareto frontier of the economic cost and CO ₂ emissions objectives functions.....111
Figure 3.3	Development of ownership costs of three vehicle fleet investments scenarios on the 1 st echelon of the network111
Figure 4.1	Sample route for the Shapley_value allocation in routing problems154

LISTE DES ALGORITHMES

	Page
Algorithme 2.1	Pseudocode for the BVF method75
Algorithme 3.1	Pseudocode for the BVF method applied to the bi-objective epsilon-constraint method130
Algorithme 4.1	Pseudocode of the Iterative two-stage matheuristic157
Algorithme 4.2	Pseudocode for the initial solution construction158
Algorithme 4.3	Pseudocode for customers and satellites assignment costs calculation ..159
Algorithme 4.4	Pseudocode for the Sharpley-value calculation.....160
Algorithme 4.5	Pseudocode for the location-allocation problem solving160

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

1EVs	1 st -Echelon Vehicles
2E-CILRP	Two-echelon collaborative inventory-location-routing problem
2E-CLRP	Two-echelon capacitated location routing problem
2E-CLRPVS	Two-echelon capacitated location routing problem with vehicles synchronization
2E-CVRP	Two-echelon capacitated vehicle routing problem
2E-FLP	Two-echelon facility location problem
2E-LAP	Two-echelon location-allocation problem
2E-LRP	Two-echelon location routing problem
2E-OLRP	Two-echelon open location routing problem
2E-VRP	Two-echelon vehicle routing problem
2EVs	2 nd -Echelon Vehicles
3E-LRP	Three-echelon location routing problem
ALNS	Adaptive large neighbourhood search
AMOS	Archived multi-objective simulated annealing
AMOVNS	Adapted multi-objective variable neighbourhood search
AMPL	A mathematical programming language
AUGMECON	Augmented epsilon-constraint
AUGMECON2	Augmented epsilon-constraint 2
B2C	Business to customer
BESTFACT	Best practice factory for freight transport
BESTUFS	Best urban freight solutions

BOMP	Bi-objective mathematical programming
BSIH	Best sequential insertion heuristics
BVF	Binary variable fixing
CAHA	Cooperative approximation heuristic algorithm
CCU	Centre de consolidation urbaine
CDC	City distribution center
CDU	Centre de distribution urbaine
CH ₄	Méthane
CIVITAS	City, vitality, sustainability
CL	City logistics
CLRP	Capacitated Location Routing Problem
CO	Monoxyde de carbone
CO ₂	Dioxyde de carbone
COV	Composé organique volatil
CPCS	Canadian Pacific Consulting Services
CW	Clarke and Wright saving heuristic algorithm
DoE	Design of experiment
EMOPSO	Extended multi-objective particle swarm optimization
FCA-AVNS	Fuzzy correlation arc-based adaptive variable neighbourhood search
FLP	Facility location problem
G2ELRP	Green two-echelon location routing problem
GA	Genetic algorithm
GES	Gaz à effet de serre

GHG	Greenhouse gas
GLPK	GNU Linear Programming Kit
GNL	Gaz naturel liquéfié
GRASP	Greedy randomized adaptive search procedure
HCA	Hybrid clustering algorithm
HGA	Hybrid genetic algorithm
HGS-CVRP	Hybrid genetic search metaheuristic algorithm specialized to the capacitated vehicle routing problem
HIA	Hybrid immune algorithm
HLRP	Hub location-routing problem
IA-iNSGA-II	Immune algorithm and improved non-dominated genetic sorting algorithm II
IBEA	Indicator-based evolutionary algorithm
INSGA-dLS	Improved non-dominated sorting genetic algorithm with directed local search
IR-NSGA-III	Improved reference point-based non-dominated sorting genetic algorithm-III
JIT	Just-In-Time
LAMILO	Last mile logistics
LIRP	Location-inventory-routing problem
LNS	Large neighbourhood search
LRP	Location routing problem
LS	Local search
LSP	Logistics service providers
LU	Logistique urbaine

M-NSGA-II	Modified non-dominated sorting genetic algorithms II
METRANS	Metropolitan transportation center
MILP	Mixed integer linear programming
MIP	Mixed-integer program
MO-2E-LRP	Multi-objective two-echelon location routing problem
MO-3E-LRP	Multi-objective three-echelon location-routing problem
MOGA-II	Multi-objective genetic algorithm of kind II
MOIPSO	Multi-objective improved particle swarm optimization
MOMD-2E-CLRP	Multi-objective multi-depot two-echelon capacitated location routing problem with heterogeneous fleet and vehicles synchronization
MO-ME-LRP	Multi-objective multi-echelon location routing problem
MOPSO	Multi-objective particle swarm optimization
MOSFS	Multi-objective stochastic fractal search
NNH	Nearest neighbour heuristics
NOx	Oxyde d'azote
NSGA-II	Non-dominated sorting genetic algorithms II
NSGA-III	Non-dominated sorting genetic algorithms III
ONG	Organisation non gouvernementale
PIB	Produit intérieur brut
PM	Matière particulaire
PSO-MOIGA	Particle swarm optimization embedded into a multi-objective immune genetic algorithm
SA	Simulated annealing

SMARTSET	Sustainable market-driven terminal solutions for efficient freight transport
SMILE	Sustainable urban transport for the Europe of tomorrow
SO _x	Oxyde de soufre
SPEA2	Strength of Pareto evolutionary algorithm 2
SSPMO	Scatter tabu search procedure for non-linear multi-objective optimization
TLRP	Transportation location routing problem
TOPSIS	Technique for order of preference by similarity to ideal solution
TS	Tabu search
TUM	Transport urbain de marchandises
TURBLOG	Transferability of urban logistics concepts and practices from a world wide perspective
UCC	Urban consolidation center
VaNSAS	Variable neighborhood strategy adaptive search
VNS	Variable neighbourhood search
VRP	Vehicle routing problem

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

h	heure
kg	kilogramme
km	kilomètre
km/h	kilomètre/heure
s	seconde

INTRODUCTION

Contexte de la recherche

Le transport urbain de marchandises (TUM) tel que défini par Allen et al. (2000) est « le mouvement de tous les types et tailles de véhicules de transport de marchandises dans l'espace urbain incluant les déplacements entrants, sortants et internes à aux espaces urbains, les collectes et livraisons d'argent, les collectes de déchets, les livraisons à domicile effectuées aux clients, les mouvements de véhicules de service et autres véhicules à des fins commerciales qui sont essentiels au fonctionnement des espaces urbains ». Le TUM est de ce fait indispensable à toutes les activités sociales et économiques situées dans l'espace urbain. Il permet les relations primordiales entre les fabricants et leurs fournisseurs et les consommateurs finaux, et ainsi la réalisation des besoins fondamentaux d'approvisionnement des industries, des services, des commerces et des ménages. Il concourt par conséquent à assurer l'attractivité des villes, à permettre leur développement économique et le bien-être social des habitants qui y résident (Crainic et al., 2004; Ehmke, 2012; Quak, 2008).

Ces dernières années, le trafic des véhicules de TUM connaît une forte augmentation liée à cinq principaux facteurs générateurs : la croissance économique et la création de richesse, l'urbanisation rapide, la mondialisation de l'économie, le succès croissant du commerce électronique et la popularité du concept logistique moderne « juste-à-temps ». La demande de transport de marchandises, en tant que demande dérivée, est directement influencée par la croissance économique et la création de richesse (Quak, 2008). Par ailleurs, depuis le milieu du XXe siècle, les attractions offertes par l'industrialisation et le développement économique rapide des villes en termes d'opportunités d'emploi, d'éducation, d'activités culturelles et sportives, favorisent la migration des populations des zones rurales vers les zones urbaines (Taniguchi et al., 2001; United Nations, 2019). Ainsi, l'urbanisation dans le monde connaît un taux de croissance accéléré. La proportion de personnes vivant en zone urbaine est passée de 30 % en 1950 à plus de la moitié, soit 55 % en 2018. Cette tendance à la croissance rapide du

rythme d'urbanisation devrait se poursuivre avec 68 % de la population mondiale qui devrait vivre en zone urbaine d'ici 2050 et 85 % d'ici 2100 et le nombre de mégapoles¹ qui atteindra 43 en 2050 contre 33 en 2018 (OECD, 2015; United Nations, 2019). L'Amérique du Nord est la région du monde la plus marquée par l'urbanisation avec 82 % de la population qui vit en ville, suivie de l'Amérique latine et des Caraïbes (81%), de l'Europe (74%) et de l'Océanie (68%) (United Nations, 2019). Ce vaste vivier de consommation que représente cette importante base de population localisée en milieu urbain, alimente la demande de livraison urbaine de marchandises (Browne et al., 2012). En outre, l'expansion de la mondialisation de l'économie, qui crée une chaîne d'approvisionnement mondiale éloignant de plus en plus les zones de production des zones de consommation, conduit à une explosion des demandes de TUM (Quak, 2008; Winkenbach et al., 2015).

Parallèlement, depuis quelques années, le commerce électronique connaît un énorme succès. Les ventes mondiales B2C (*Business to Customer*) ont quadruplé entre 2011 et 2020, passant de 1 014 à 4 213 milliards de dollars américains, et sont prévues atteindre 7 385 milliards de dollars américains en 2025 (Ecommerce Foundation, 2015; eMarketer, 2021). L'essor du commerce électronique élimine de plus en plus détaillants et les distributeurs de la chaîne d'approvisionnement et génère un nombre important de livraisons directes aux domiciles des clients (Benjelloun et Crainic, 2008; Visser et al., 2014; Winkenbach et al., 2015). Finalement, favorisé par le développement avancé dans les technologies de communication et d'information, un changement s'est opéré dans les pratiques de production industrielle et de distribution dans le secteur de la vente au détail, avec l'avènement de la stratégie logistique « juste-à-temps », se traduisant par la détention de faibles volumes de stock et la réalisation d'approvisionnement de petites tailles. Cette stratégie vise à réduire les coûts de stockage par la réduction des espaces de stockage et des niveaux d'inventaire. Le boom du commerce électronique et l'application accrue du concept « juste-à-temps » entraînent une fragmentation des flux de transport. Cela augmente la fréquence des livraisons, avec parfois des délais de livraison très courts, ce qui ajoute du volume au trafic de véhicules de TUM et exerce une

¹Villes dont la population dépasse 10 millions d'habitants (United Nations, 2019)

pression sur le système de transport urbain (Crainic et al., 2004; OECD, 2003; Quak, 2008; Savelsbergh et Van Woensel, 2016; Winkenbach et al., 2015). La fragmentation des flux de livraison conduit par ailleurs à des faibles facteurs de charge des véhicules et à un nombre élevé de leurs mouvements à vide, ce qui résulte en une inefficacité économique et opérationnelle du TUM (Crainic et al., 2004; Hemmelmayr et al., 2012). Les augmentations conjointes et continues des mouvements de véhicules de TUM et de la population dans les zones urbaines, entraînent une compétition entre le trafic de fret et le trafic de passagers pour l'usage des infrastructures routières et places de stationnement urbains dont les capacités et les possibilités d'extension sont limitées du fait de la rareté de l'espace et des coûts. Cela a pour conséquence des externalités négatives croissantes, en termes de congestion, d'émissions de polluants atmosphériques et de gaz à effet de serre (GES), de nuisances sonores, d'accidents de la circulation, qui contribuent à la dégradation de la qualité de vie dans les centres urbains et à la perte de leur attractivité (Ehmke, 2012; OECD, 2003; Quak, 2008). Il en résulte que dans la plupart des régions du monde, le secteur des transports est parmi les plus importantes sources d'émissions de GES, et le transport routier est responsable de la plus grande part de ces émissions (EEA, 2022; EPA, 2024; UNFCCC, 2022). Ici au Canada, le secteur des transports a produit 28% (soit 196 Mt d'éq. CO₂) des émissions en 2022, représentant ainsi le deuxième secteur le plus contributeur aux émissions de GES après les sources de combustion fixes. Le transport routier a contribué à lui seul à 61% de ces émissions (Environnement et Changement climatique Canada, 2024). Au Québec, le secteur des transports est celui qui a généré le plus de GES, représentant 42,6% (soit 33 Mt d'éq. CO₂) des émissions. Le transport routier tout seul a contribué à 73,3% de ces émissions, soit à 31,2% de la totalité des émissions de GES de la province (MELCCFP, 2023).

Le TUM représente le principal contributeur aux externalités négatives du transport routier (Browne et al., 2012; Demir et al., 2015; Quak, 2008). Du fait de la grande taille des véhicules impliqués, qui sont propulsés par des moteurs diesel, le TUM constitue une activité grande consommatrice de carburant car le poids a été identifié comme l'un des paramètres critiques affectant la consommation de carburant des véhicules à moteur diesel (Barth et al., 2005). La consommation de carburant liée au TUM est en plus accrue par la congestion du trafic dans

l'espace urbain. En effet, comme il a été démontré qu'il existe pour chaque véhicule, une vitesse optimale conduisant à une consommation minimale de carburant. Les vitesses auxquelles les véhicules circulent au ralenti sur les tronçons embouteillés sont généralement bien inférieures à cette vitesse optimale, ce qui tend à augmenter la consommation de carburant (Barth et Boriboonsomsin, 2008; Demir et al., 2014a; Jamshidnejad et al., 2017). Or, la consommation de carburant est fortement corrélée aux émissions de polluants atmosphériques et aux GES (Barth et al., 2005). Les polluants atmosphériques, incluant les oxydes de soufre (SOx), les oxydes d'azote (NOx), le monoxyde de carbone (CO), les composés organiques volatils (COV), les matières particulaires (PM) et les polluants atmosphériques dangereux sont reconnus comme ayant des effets nocifs sur la santé humaine. Et, les GES sont réputés contribuer significativement au réchauffement climatique (Barth et al., 2005; Demir et al., 2014a, 2014b; Demir et al., 2015; Jamshidnejad et al., 2017).

La diminution de l'accessibilité dans les villes résultante des niveaux croissants de congestion rend difficile l'atteinte d'une qualité de service élevée de la part des prestataires de service logistique et augmente les coûts de livraison (Ehmke, 2012). Pour cette raison, le TUM qui représente ce qui est appelé communément le « dernier kilomètre » de la chaîne d'approvisionnement, constitue la partie la plus coûteuse, représentant 41 % des coûts globaux l'ensemble de la chaîne (Capgemini Research Institute, 2019; Gevaers et al., 2014). En outre, dû à la grande taille des véhicules exploités, le TUM contribue énormément à la dégradation des aspects liés à la durabilité sociale, du fait de leur implication dans les émissions de bruit, l'intrusion et les entraves visuelles qu'ils représentent, leur participation à la réduction de l'accessibilité et de la mobilité et à l'accentuation des congestions (OECD, 2003; Quak et De Koster, 2009). En raison également de leur grande taille, les manœuvres et opérations de chargement et de déchargement des véhicules de TUM, constituent une menace pour la sécurité routière, occasionnant de nombreux accidents (OECD, 2003).

Le concept de logistique urbaine

Face à la prise de conscience environnementale et aux pressions croissantes de la part des consommateurs, des organisations non gouvernementales (ONG), des communautés d'activistes, en un mot de la population urbaine en générale, à propos des nuisances environnementales et de l'intrusion des opérations des véhicules de TUM dans les villes, la gestion du TUM est de plus en plus incluse dans les politiques publiques ces dernières années. L'intervention des autorités publiques dans le secteur du TUM était auparavant limitée, parce qu'étant un secteur majoritairement opéré par des acteurs privés, elles ne croyaient pas qu'elles avaient un rôle à y jouer (Crainic et al., 2004; OECD, 2003). Diverses mesures réglementaires ont été adoptées par les pouvoirs publics à travers le monde pour contrôler les mouvements des véhicules de TUM et de réduire leurs nuisances dans les villes. Au nombre de ces mesures figurent les interdictions ou les limites (les réglementations de contrôle d'accès) d'accès aux centres-villes imposées aux véhicules de TUM portant sur les niveaux d'émission (création de zones à faibles émissions), ou l'âge ou sur les dimensions et le poids, la création des zones de chargement/déchargement dédiées, les restrictions des accès horaires aux heures creuses ou l'imposition de la livraison de nuit, les limitations des temps de chargement et de déchargement, l'instauration de zones piétonnes, les rues à sens unique, la tarification du stationnement, les péages urbains, etc. Mais toutes ces mesures complexifient la livraison des colis aux commerces et aux clients et sont contre-productives (Quak, 2008). Le concept qui a découlé de la constatation de l'inefficacité des mesures réglementaires ci-dessus évoquées et de la recherche d'une nouvelle politique d'organisation du système du TUM est connu sous le vocable de logistique urbaine (*City logistics* en anglais) (Benjelloun et al., 2010; Crainic et al., 2004, 2009a).

Taniguchi et al. (2003) définissent la logistique urbaine (LU) du point de vue des opérateurs privées exerçant dans le secteur du TUM et stipulent qu'elle est « le processus d'optimisation totale de la logistique et du transport urbain par les entreprises privées grâce aux systèmes d'information avancés, en tenant compte de l'environnement routier, de la congestion, de la sécurité et des économies d'énergie, dans le cadre d'une économie de marché ». Crainic et al.

(2009b) étend la définition de la LU à l'ensemble des parties prenantes. Il définit la LU comme visant à « réduire l'impact des mouvements des véhicules de transport de marchandises sur les conditions de vie en ville en termes de congestion, d'émission et de pollution, sans pénaliser les activités sociales et économiques de la ville ». L'auteur spécifie que l'objectif précis de la LU est de « réduire et de contrôler le nombre et les dimensions des véhicules de transport de marchandises circulant en ville, d'améliorer l'efficacité des mouvements de marchandises et de réduire le nombre de kilomètres parcourus à vide par les véhicules ». La LU fournit donc les bases pour améliorer les conditions dans les villes et les rendre plus attractives et plus écologiques, atteindre une mobilité urbaine durable afin d'améliorer la mobilité des citoyens. La LU s'inscrit dans l'esprit du protocole de Kyoto et des accords de Paris relativement au principe de développement durable, pour contribuer à l'atteinte de leurs objectifs en matière réduction de gaz à effet de serre et autres polluants atmosphériques provenant des transports.

La particularité de la LU qui constitue l'innovation qu'elle apporte, est la considération explicite de la congestion qui est en général ignorée dans l'élaboration des plans de routage de véhicules de transport de marchandises (Ehmke, 2012). L'idée essentielle sur laquelle repose la LU est de réaliser une transition des stratégies d'expédition exécutée individuellement par les entreprises à un système logistique intégré, par la coordination des expéditeurs et des transporteurs et la consolidation de leurs expéditions dans les mêmes envois au niveau de plateformes logistiques appelées Centres de Distribution Urbaine (CDU; *City Distribution Centers [CDC]* en anglais) ou Centres de Consolidation Urbaine (CCU; *Urban Consolidation Centers [UCC]* en anglais) (Allen et al., 2007; Crainic et al., 2009a).

L'objectif visé par un tel système de consolidation est de pouvoir parvenir à une meilleure utilisation des capacités des véhicules, dans le but de réaliser des économies d'échelle qui permettent de réduire le nombre de déplacements des véhicules de TUM et leur mouvement à vides élevés, pour diminuer les coûts financiers et environnementaux du TUM et accroître son efficacité (OECD, 2003). La stratégie de livraison du fret à travers le transit par les CDU, permet de se conformer aux restrictions d'accès imposées sur les tailles des véhicules par certaines municipalités (Quak, 2008; Quak et Tavasszy, 2011). Un CDU ou CCU est défini

comme « Un équipement logistique localisé à proximité relative de la zone qu'il dessert (centre-ville, ville entière, lieu spécifique comme un centre commercial), auquel de nombreux transporteurs confient leur fret et à partir duquel des livraisons mutualisées sont effectuées (Allen et al., 2007). Les CDU sont des points de transbordement qui offrent des installations de stockage de courte durée, de tri, de consolidation et de déconsolidation, ainsi que divers autres services connexes tels que la comptabilité, les conseils juridiques, le courtage, etc. Ils disposent en général d'une grande capacité en termes manutention du fret et des véhicules, et sont localisés à la périphérie des villes où ils servent de jonction entre la ville et les zones extérieures (le reste de la région, du pays ou du monde) (Crainic et Montreuil, 2016; Crainic et al., 2004). Trois catégories de CDU se distinguent : les CDU de zone desservant soit une zone commerciale précise, un centre-ville ou une ville entière (exemple de Broadmead à Bristol, de la Rochelle, de la Petite Reine à Paris); les CDU de site mis en place par des opérateurs sur des lieux d'activité particuliers et qui peuvent obliger les autres opérateurs de ces lieux à les utiliser; les CDU pour projets spécifiques conçus pour une exploitation de courte durée et servant à desservir les sites de projets spécifiques (par exemple, les chantiers de construction) (Allen et al., 2007).

Le concept de transit du fret par les CDU constitue un levier important pour parvenir à une meilleure organisation et un TUM durable (Crainic et al., 2009a; OECD, 2003). Plusieurs projets et propositions, pour la plupart menés en Europe et au Japon, sont basés sur ce concept. Parmi lesquels figurent au niveau européen: l'initiative *City, Vitality, Sustainability (CIVITAS)*; <https://www.civitas-initiative.org>), le projet «*BEST Urban Freight Solutions*» (*BESTUFS*) (Allen et al. (2007); <http://www.bestufs.net>), les projets «*Transferability of Urban Logistics Concepts and Practices from a World Wide Perspective*» (*TURBLOG*), «*Best Practice Factory for Freight Transport*» (*BESTFACT*), «*Sustainable Urban Transport for the Europe of Tomorrow*» (*SMILE*), «*Last Mile Logistics*» (*LAMILO*) et «*Sustainable MARKETdriven Terminal Solutions for Efficient freight Transport*» (*SMARTSET*) (European Union, 2016). Au niveau du Japon les initiatives et études sont fournies par *Institute for City Logistics* (www.citylogistics.org). En Amérique du Nord, l'intérêt pour les concepts issus de la LU est de plus en plus grandissant comme en témoignent les conférences réunissant les chercheurs et

les opérateurs du secteur du TUM qu'organise régulièrement le METRANS (<https://www.metrans.org>).

Les premières initiatives de rationalisation du TUM basées sur le concept d'utilisation des CDU, incluant celles ci-dessus invoquées, ont été réalisées dans des systèmes logistiques à un échelon; le terme échelon étant utilisé dans le contexte de la LU pour désigner un ensemble d'entités remplissant les mêmes fonctions au sens de la planification (Bektaş et al., 2017). Dans un système logistique à un échelon, un ou plusieurs CDU sont installés à la périphérie des villes, généralement à proximité des autoroutes ou des périphériques extérieurs. De là, le fret issu du trafic long courrier en provenance des zones extérieures à la ville, sur des camions de très grande capacité, est trié et transbordé de manière consolidée sur des camions urbains de capacités plus petites que les premiers pour effectuer la livraison finale dans les centres villes (Benjelloun et Crainic, 2008). La localisation des CDU à la périphérie des villes, dans les systèmes logistiques à un échelon, a été motivé non seulement par la réglementation liée aux restrictions d'accès aux centres-villes portant sur les tailles des véhicules, mais aussi par des raisons économiques liées aux coûts et à la disponibilité des terrains dans ces zones (Guyon et al., 2012; Taniguchi et al., 2016). Cependant, ce système à un échelon n'est adapté que pour les villes de petite ou moyenne de taille et s'est avéré inefficace dans les villes de grande taille, particulièrement lorsque celles-ci présentent une densité élevée de population et d'activités socio-économiques et administratives dans leurs centres villes. Dans les grandes villes et mégapoles, la tendance à la localisation des CDU à la périphérie des villes a résulté en un étalement logistique², qui allonge les distances et les temps de parcours des véhicules et occasionne la congestion, des émissions et des coûts supplémentaires (Crainic et al., 2009a; Diziain et al., 2012; Taniguchi et al., 2016). Par ailleurs, l'utilisation des véhicules de petites tailles imposée par les réglementations des villes pour le transport de marchandises dans les centres villes, compte tenu du fait qu'ils doivent réaliser plusieurs tournées successives, en raison des demandes croissantes de livraisons fréquentes qu'induisent le succès du commerce

² « Tendance des installations logistiques à se déplacer des zones urbaines vers les zones suburbaines et périurbaines » (Dablanc, 2014)

en ligne et l'adoption de la stratégie logistique « juste-à-temps », n'est rentable que si le chargement de ces véhicules est réalisé suffisamment proche des localisations des clients à servir (Masson et al., 2017). Pour ces raisons, les systèmes de distribution multi-échelons (deux échelons et plus) ont été recommandés pour les grandes villes et les mégapoles (Bektaş et al., 2017; Crainic et al., 2009a; Savelsbergh et Van Woensel, 2016). Les systèmes multi-échelons sont pour la plupart du temps conçus et modélisés avec une structure à deux échelons (Figure 0.1) faisant intervenir différents types d'installations, de modes de transport et de flottes (Bektaş et al., 2017; Li et al., 2020a; Perboli et al., 2011).

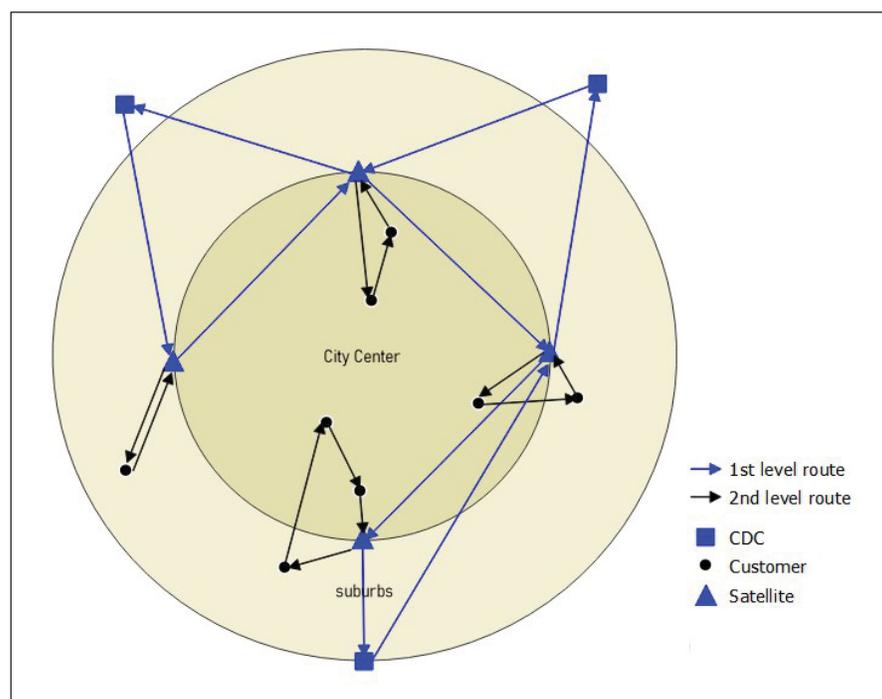


Figure 0.1 Représentation schématique d'un système de distribution à deux échelons

Le système à deux échelons fait intervenir en plus des CDU situés en périphérie des villes, un deuxième niveau d'installations intermédiaires de taille beaucoup plus petites que les CDU dans l'espace urbain proche du centre-ville, appelées plateformes satellites ou satellites tout court. Le fret provenant de l'extérieur de la ville, consolidé au niveau des CDU dans de gros camions, est acheminé vers les satellites. Ce qui constitue le premier échelon du système. Des

services de transport en commun régulier de trains, tramways, de bus ou de barges, dans le cas de villes dotées de canaux fluviaux, peuvent être utilisés pour le transport du fret entre les CDU vers les satellites (Diziain et al., 2014; Ehmke, 2012; Van Duin et al., 2014). Au niveau des satellites, le fret provenant des CDU est transféré et consolidé dans des véhicules de plus petite capacité, mieux adaptés à la circulation dans les centres-villes denses, pour effectuer la livraison finale aux clients, formant ainsi le deuxième échelon du système. Deux configurations de satellites sont exploitées dans les systèmes logistiques multi-échelons : les configurations avec espace de stockage et celles avec cross-docking. Les satellites de type cross-docking opèrent principalement des opérations du type consolidation et de transbordement et n'offrent pas ou n'offrent que du stockage et du stationnement de très courtes durées (Cattaruzza et al., 2017; Li et al., 2020a). De ce fait, l'attente des véhicules doit être minimisée et le transbordement de la marchandise doit être instantané. Ce qui nécessite une synchronisation temporelle exacte entre les mouvements des véhicules, de sorte que les camions du premier échelon de la chaîne logistique soient présents uniquement lorsque les véhicules appropriés du deuxième échelon sont disponibles et vice versa, et que ces véhicules quittent le site immédiatement après les opérations de transbordement (Crainic et al., 2009a; Grangier et al., 2014; Marques et al., 2022; Nguyen et al., 2015). Des installations existantes telles que par exemple, les dépôts d'autobus municipaux, parc public de stationnement de surface ou souterrain, places de stationnement sur rue et trottoirs, etc., sont souvent utilisées comme emplacements pour les satellites de type cross-docking (Crainic et al., 2009a; Li et al., 2020a; Marques et al., 2022). Des satellites mobiles sont aussi exploités en type cross-docking. Les satellites mobiles sont des installations qui peuvent être déplacées du lieu leur servant de dépôt, pour les faire fonctionner à divers endroits pendant des périodes relativement courtes, et les ramener à leur dépôt d'origine. Ils peuvent être des remorques ou des barges équipées de quai de chargement, d'installation d'entrepôt et de bureau (Bektaş et al., 2017; Savelsbergh et Van Woensel, 2016).

Le système à deux échelons, en subdivisant le processus de livraison de marchandises en deux phases, permet de réduire les distances de parcours des véhicules, ce qui favorise la transition vers des flottes de véhicules respectueuses de l'environnement, pour réduire l'empreinte

environnementale du TUM. Ainsi, au premier échelon, les véhicules électriques, dont l'autonomie limitée empêche d'être utilisés sur de longue distance, peuvent être utilisés dans cette configuration, du fait de la distance de parcours qui a été réduite par la présence des plateformes intermédiaires. Au deuxième échelon, disposer de plateformes logistiques à l'intérieur de l'espace urbain à proximité des clients, offre la possibilité de pouvoir utiliser des petites voitures électriques et d'autres véhicules respectueux de l'environnement comme des tricycles électriques, scooters électriques, vélos cargo électriques etc. (Crainic et Montreuil, 2016). Les avantages que présentent ces petits véhicules sont qu'en plus d'être des véhicules à zéro émission, leur impact sur la congestion est moindre contrairement aux camions. En outre, il est possible de les garer plus facilement (Masson et al., 2017). Ils permettent également l'accessibilité aux centres villes des vieilles villes européennes, où la structure de la voirie (rues étroites et à sens unique, absence ou peu de parc de stationnement) ne s'adapte qu'aux petits véhicules (Cattaruzza et al., 2017).

Le système multi-échelon est perçu comme pouvant permettre aux prestataires de service logistique de pouvoir s'adapter aux changements dans les pratiques de distribution et de gestion des stocks qu'imposent le boom du commerce en ligne et la popularité du concept logistique moderne « juste-à-temps ». La disposition de plateformes logistiques à l'intérieur de l'espace urbain à proximité des clients offre la possibilité de réaliser plusieurs tournées successives tout en minimisant les coûts et la pollution, ce qui permet de répondre aux demandes croissantes de livraisons fréquentes induites par le boom des achats en ligne et par la stratégie logistique juste-à-temps (Crainic et Montreuil, 2016; Guyon et al., 2012; OECD, 2003) . Cela permet également une plus grande réactivité, une plus grande flexibilité, de raccourcir grâce à la réduction des longueurs d'itinéraires, les délais de livraison aux acheteurs en ligne, ce qui peut conduire à une amélioration de la qualité de service (Cattaruzza et al., 2017; Snoeck et Winkenbach, 2020).

Le développement de méthodes de recherche opérationnelle pour l'optimisation des systèmes avancés de TUM tels les systèmes multi-échelons constitue un des défis de la LU (Benjelloun et Crainic, 2008).

Énoncé du problème de recherche

Les réseaux de distribution urbains découlant du concept de LU, basés sur la consolidation des activités de transport, résultent en des systèmes logistiques complexes impliquant plusieurs parties prenantes, couches d'installations, modes de transport et flottes de véhicules. Par conséquent, comme l'exige tout système de transport complexe, en plus de décisions de planification opérationnelle concernant la gestion des opérations quotidiennes à très court terme, des décisions de planification aux niveaux stratégique et tactique sont nécessaires pour assurer un fonctionnement efficace de ce système. La planification stratégique couvre le long terme sur un horizon de plusieurs années, et porte sur les décisions relatives aux choix des localisations, du nombre, des caractéristiques des installations logistiques (CDU, satellites, etc.), la composition et l'acquisition de la flotte de véhicules en termes de type et de nombre de véhicules à allouer à chaque installation logistique. Les décisions prises au niveau stratégique contraignent les décisions des niveaux de planification subséquents. La planification tactique porte sur les décisions à moyen terme sur un horizon de 6 mois à un an selon les directives définies dans le cadre de la planification stratégique. Elle concerne l'affectation des clients aux installations logistiques, la conception des plans et horaires de transport nécessaires à l'acheminement des expéditions des clients. Les options retenues au niveau tactique vont contraindre la prise de décisions au niveau opérationnel. Les décisions de planification opérationnelle portent sur le court terme couvrant une période d'un jour à une semaine et concernent l'affectation de la demande aux véhicules, la planification des horaires et le routage des véhicules pour assurer une exécution efficiente du plan et des horaires de transport définis dans la planification tactique. Mais aussi toutes les décisions nécessaires pour ajuster dynamiquement le plan et les horaires de transport aux informations journalières et en temps réel sur la variation de la demande, la disponibilité des équipements et de la main-d'œuvre, y compris le repositionnement des véhicules (Bektaş et al., 2017; Chopra et Meindl, 2016; Cuda et al., 2015; Hewitt et al., 2019; Hu et al., 2020; Roy, 2001).

Les coûts de transport représentent une part importante du coût global de la chaîne d'approvisionnement. Dans la conception des systèmes de distribution multi-échelons, les

décisions d'ordre stratégique telles que la détermination du nombre et des localisations des satellites ont un impact significatif sur les coûts de transport (Baldi et al., 2012; Crainic et al., 2018; Rahmani et al., 2015; Savelsbergh et Van Woensel, 2016). Au niveau de la planification tactique, le plan de transport ou le routage des véhicules est aussi un aspect qui affecte grandement les coûts de transport. Pendant très longtemps, dans les techniques d'optimisation, les décisions d'ordre stratégique relatives à la localisation des installations logistiques et celles d'ordre tactique concernant le routage des véhicules, été ont considérées séparément: les problèmes de localisation des installations (*Facility Location Problem [FLP]*) étaient utilisés pour l'optimisation des localisation des installations logistiques et les problèmes de routage de véhicules (*Vehicle Routing Problem [VRP]*) pour l'optimisation du routage des véhicules (Prodhon et Prins, 2014; Rahmani et al., 2015). Cependant, Salhi et Rand (1989) ont démontré les bénéfices de traiter les décisions de planification stratégique que sont la détermination du nombre et des localisations des satellites, bien que celles-ci soient des décisions à long terme, conjointement avec les décisions de planification tactique que sont les routages des véhicules. Car, selon ces auteurs, ces deux aspects étant interreliés, les traiter séparément peut conduire à des solutions suboptimales et accroître les coûts de transport. Ce constat a conduit au développement et à un intérêt croissant des recherches sur le problème de localisation-routage (*Location Routing Problem [LRP]*), combinant le FLP et le VRP pour leur optimisation intégrée (Drexler et Schneider, 2015; Koç et al., 2016; Martinez-Salazar et al., 2014; Nedjati et al., 2017; Prodhon et Prins, 2014; Rahmani et al., 2015). Dans le cas des systèmes logistiques à deux échelons, le LRP est désigné dans la littérature sous l'acronyme 2E-LRP (*Two-Echelon Location Routing Problem*) (Drexler et Schneider, 2015; Rahmani et al., 2015) et le VRP, 2E-VRP (*Two-Echelon Vehicle Routing Problem*) (Hemmelmayr et al., 2012).

La conception des systèmes logistiques à deux échelons nécessite au niveau de la planification tactique, la conception de plans de transport ou de routage plus complexes que dans le cas des systèmes à un seul échelon. L'élaboration de modèles avancés est nécessaire pour non seulement opérer les véhicules sur les deux échelons, mais aussi pour prendre en compte explicitement les aspects relatifs aux interactions entre les deux échelons, comme la synchronisation temporelle des flottes de véhicules des deux échelons au niveau des satellites

(Crainic et al., 2009a; Crainic et Sgalambro, 2014) . En effet, en raison du manque d'espace et du coût élevé des terrains dans les zones urbaines pour la construction de nouvelles infrastructures, les installations existantes telles que les dépôts d'autobus, parking de stationnement, places de stationnement sur rue et trottoirs, etc., qui disposent d'espaces et de temps de stationnement très limités et d'aucune capacité de stockage de marchandises, sont généralement utilisés pour les satellites. Cela justifie la nécessité d'une synchronisation temporelle exacte entre les véhicules des deux échelons par la coordination leurs horaires, pour éviter des longs temps d'attente aux satellites qui pourraient perturber le trafic environnant et générer des embouteillages et de la pollution (Crainic et al., 2009a; Grangier et al., 2014; Li et al., 2020a; Marques et al., 2022; Nguyen et al., 2015). Cependant, alors que la synchronisation temporelle a été prise en compte par un grand nombre d'études portant sur le 2E-VRP, malgré la littérature assez abondante sur le 2E-LRP, la synchronisation temporelle des véhicules est rarement abordée dans les recherches sur le 2E-LRP. Or, certains auteurs notamment Cuda et al. (2015), Drexl et Schneider (2015) , Bektaş et al. (2017), Pichka et al. (2018) et Zhao et al. (2018) ont souligné la synchronisation temporelle des véhicules au niveau des satellites, comme un aspect nécessitant d'être incorporé et analysé dans les 2E-LRP.

Par ailleurs, dans les très rares études incorporant la synchronisation temporelle des véhicules dans le 2E-LRP, la minimisation du temps d'attente des véhicules aux satellites est ignorée, alors que certaines études portant sur le 2E-VRP intègrent cet aspect. Tous ces constats justifient de mener des recherches pour la formulation d'un modèle avancé de 2E-LRP incorporant la synchronisation temporelle entre les véhicules des deux échelons et la minimisation du temps d'attente des véhicules aux satellites.

Examinant la littérature sur les problèmes de routage de véhicules à deux échelons, Cuda et al. (2015) ont fait ressortir l'opportunité de considérer des problèmes multi-dépôts, c'est-à-dire dans lesquels le premier échelon logistique dispose de plus d'une installation logistique à partir desquelles les satellites sont desservis. La revue de la littérature portant sur le sujet du LRP réalisée par Drexl et Schneider (2015), a montré que dans la grande majorité des travaux, une seule fonction-objectif a été considérée, consistant généralement en la minimisation de la

somme des coûts d'ouverture des installations logistiques et des coûts fixes et variables de routage des véhicules. Et que, dans les quelques travaux qui traitent l'optimisation multi-objectif, ce sont des objectifs liés à des aspects qualitatifs comme le niveau de service, le niveau de risque, etc., qui sont considérés aux côtés des objectifs économiques. De ce fait, les auteurs ont conclu que l'optimisation multi-objectif restait encore à explorer dans la formulation des modèles de LRP pour prendre en compte les autres aspects de la durabilité, en vue de permettre la conception de réseaux de distribution urbaine plus efficaces du point de vue environnemental. L'utilisation de véhicules hétérogènes et l'estimation des émissions de carbone sont aussi des aspects qui pour certains auteurs comme Zhao et al. (2018), méritent d'être inclus dans les modèle de LRP. En effet, l'utilisation de flottes de véhicules hétérogènes dans la distribution urbaine a été identifiée comme un aspect critique présentant un potentiel énorme de réduction des coûts logistiques, de la consommation de carburant et des émissions de CO₂ (Zhang et al., 2019). Par ailleurs, les coûts fixes des véhicules liés à leurs coûts d'acquisition constituant la plus grande partie des coûts logistiques opérationnels, sont en conflit avec les objectifs environnementaux, car les véhicules possédant les coûts d'acquisition les moins élevés s'avèrent être les plus polluants.

Tous les différents arguments ci-dessous évoqués motive le développement d'une approche de modélisation d'un 2E-LRP multi-dépôt qui en plus d'incorporer la synchronisation temporelle entre les véhicules des deux échelons, intègre également une optimisation multi-objectif et une flotte de véhicules hétérogènes en termes de coûts d'acquisition et de niveaux d'émission de carbone, pour permettre l'évaluation d'un possible compromis entre les deux objectifs contradictoires que sont les coûts opérationnels et les émissions de carbone.

La formulation d'un modèle de LRP multi-dépôt, multi-échelon, combinant l'optimisation multi-objectif, la flotte hétérogène et la synchronisation des véhicules va présenter une complexité et un défi de taille au niveau de sa résolution. Le LRP étant un problème NP-difficile parce qu'il est la combinaison de deux problèmes eux-mêmes NP-difficiles que sont le VRP et la FLP. Les caractères multi-dépôt et multi-échelon du modèle, et l'intégration des aspects multi-objectif, de la synchronisation, et de la flotte hétérogène, ajoutent encore plus de

complexité au modèle. De ce fait, la résolution du modèle monolithique par la méthode exacte utilisant l'optimisation pure par le biais de solveurs commerciaux, ne peut résoudre que les petites instances du problème dans des temps d'exécution acceptables. Le développement de méthodes de résolution approximative de haute qualité, à base d'heuristiques ou de métaheuristiques, est nécessaire pour résoudre de manière efficiente les instances de taille moyenne à grande dans les délais raisonnables. Par ailleurs, bien que plusieurs études dont Doerner et Schmid (2010), Ball (2011), et Archetti et Speranza (2014) ont démontré l'efficacité de l'approche matheuristique dans la résolution de divers problèmes de routage, cette approche reste inexplorée dans le domaine des LRP. Les matheuristiques sont définies par Boschetti et al. (2009) comme étant «des algorithmes heuristiques réalisés par l'interopérabilité des métaheuristiques et des techniques de programmation mathématique». Cela motive le développement d'une approche matheuristique pour la résolution d'un 2E-LRP multi-dépôt combinant l'optimisation multi-objectif, la flotte hétérogène et la synchronisation des véhicules.

Le développement d'une telle approche matheuristique va constituer un défi algorithmique substantiel. Cependant, vu le riche ensemble d'aspects pris en compte dans un tel modèle de 2E-LRP, disposer d'un outil de résolution de pointe permettant sa résolution efficiente pourrait permettre de fournir aux prestataires de services logistiques des informations utiles pour une organisation plus efficace du TUM, en vue d'une chaîne d'approvisionnement plus performante économiquement, opérationnellement et plus respectueuse de l'environnement.

Objectifs de la thèse

Le principal objectif de cette thèse est de développer des outils pour une optimisation intégrée de la localisation des plateformes logistiques et de la conception des flux de transport dans les systèmes multi-échelons en milieu urbain. Pour ce faire, les points essentiels autour desquels s'articule cette thèse sont les suivants :

- Développer un modèle 2E-LRP multi-dépôt de grande échelle intégrant les contraintes de synchronisation des véhicules aux satellites, pour l'optimisation de la conception et la planification intégrée stratégique et tactique de réseaux de distribution urbaine.
- Développer un modèle 2E-LRP multi-dépôt multi-objectif de grande échelle permettant un arbitrage entre les objectifs de minimisation des coûts opérationnels, et des émissions CO₂, et intégrant la synchronisation des véhicules aux satellites, et une flotte hétérogène.
- Procéder à la validation des modèles formulés par l'application au cas de la région du Grand Montréal.
- Concevoir une méthode de résolution efficiente des modèles formulés, basée sur une approche matheuristique.

Dans la recherche de l'atteinte de ces objectifs, nous visons à répondre aux questions de recherche suivantes :

- QR₁ : Quel modèle de 2E-LRP multi-dépôt est approprié pour la conception de réseaux de distribution urbaine afin d'optimiser de manière intégrée les décisions de planification stratégiques et tactiques en considérant la synchronisation temporelle des véhicules des deux échelons aux satellites?
- QR₂ : Quel modèle de 2E-LRP multi-dépôt multi-objectif est approprié pour permettre de réaliser un compromis entre les coûts opérationnels et les émissions de CO₂, en considérant une flotte de véhicules hétérogènes et la synchronisation temporelle des véhicules des deux échelons aux satellites?
- QR₃ : Quelle est la formulation appropriée d'un algorithme matheuristique pour résoudre de manière efficiente le modèle de 2E-LRP multi-dépôt multi-objectif considérant une flotte de véhicules hétérogène et la synchronisation temporelle des véhicules des deux échelons aux satellites, que nous proposons développer?

La réponse à ses questions de recherche sera menée à travers l'application des modèles formulés, au cas du Grand Montréal, dans le but de fournir un ensemble d'outils d'aide à la décision aux entreprises logistiques et aux décideurs des politiques publiques de transport, pour la planification, la conception et l'exploitation de systèmes de distribution urbaine performants,

une organisation plus efficiente du TUM, en vue de pouvoir faire face à la croissance des demandes de livraison, de soutenir le développement du commerce électronique et de permettre un développement durable.

Méthodologie proposée dans la thèse

Pour atteindre les objectifs de cette thèse et répondre aux questions de recherche, nous avons défini un cadre méthodologique qui se compose de trois étapes telles que résumées dans la Figure 0.2 et détaillées ci-dessous.

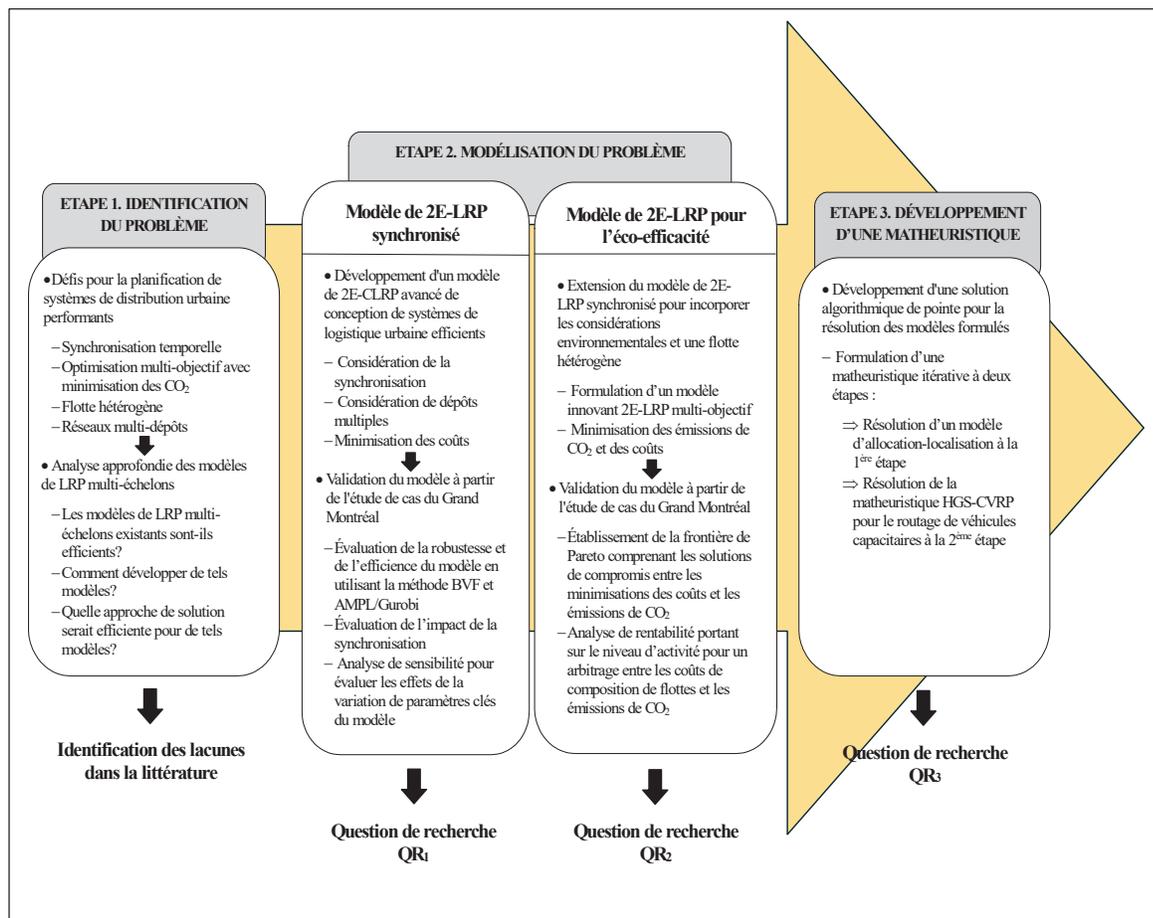


Figure 0.2 Démarche méthodologique

- Étape 1. Identification du problème : cette étape a pour objectif par le biais d'une revue approfondie de la littérature portant les systèmes de LU, de procéder à une identification des recommandations et opportunités d'amélioration des modèles d'optimisation intégrée de la localisation des plateformes logistiques et de la conception des flux de transport dans les systèmes de distribution multi-échelons en milieu urbain, qui dans la littérature sont désignée sous le vocable de problèmes de localisation-routage (*Location Routing Problems [LRPs]*), en vue de l'amélioration de la conception des réseaux de distribution urbaine. Au regard des aspects dont la prise en compte dans la conception des LRP multi-échelons est perçue dans la littérature comme étant cruciale pour une organisation efficiente du TUM, une analyse détaillée des modèles de LRP multi-échelons sera réalisée. Cette analyse détaillée permettra de déceler les lacunes dans la littérature concernant la formulation des modèles LRP pour la conception de systèmes de distribution multi-échelons. Cela permettra d'orienter notre proposition de modèles pour l'amélioration de l'efficacité des réseaux de distribution en milieu urbain, qui est l'objectif de cette thèse. La revue de la littérature des modèles LRP multi-échelons permettra également d'appréhender toute la dimension des problèmes LRP multi-échelons, de cerner les techniques de résolution qui sont utilisées pour ce genre de problème, afin de déceler celles qui sont les mieux adaptées. Le chapitre 1 présente les détails de la revue de littérature effectuée.
- Étape 2. Modélisation du problème: l'objectif de cette étude est de proposer un modèle 2E-CLRP (*Two-Echelon Capacitated Location Routing Problem*) avancé de conception de systèmes de LU intégrant l'aspect multi-dépôt, la synchronisation des véhicules des deux échelons, une flotte de véhicules hétérogènes, une optimisation multi-objective permettant de réaliser un arbitrage entre la minimisation des coûts et la minimisation des émissions de CO₂. Cette étape est subdivisée en deux sous-étapes : une première sous-étape qui représente le chapitre 2 et qui consiste en une optimisation mono-objective portant uniquement sur la minimisation des coûts; une deuxième sous-étape qui représente le chapitre 3, dans laquelle nous étendons le modèle mono-objectif de la première sous-étape pour inclure une flotte hétérogène et un deuxième objectif de minimisation de CO₂.

Étant donné que nous utilisons une flotte hétérogène et que les camions les plus polluants, c'est-à-dire ceux propulsés au diesel, sont les moins coûteux, les objectifs de minimisation du coût et des émissions de CO₂ sont conflictuels. De ce fait, le but d'une telle modélisation multi-objectif, est de mettre en lumière le compromis qui peut être réalisé entre ces deux objectifs. Dans la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectif non-triviaux, une solution globale unique qui optimise à la fois tous les objectifs ne peut être obtenue. En revanche, on aboutit à un ensemble de solutions dites solutions optimales de Pareto, qui sont des solutions non-dominées, c'est-à-dire des solutions qui ne peuvent pas être remplacées par d'autres solutions qui améliorent l'une des fonctions-objectifs sans détériorer au moins l'une des autres fonctions-objectifs (Chircop et Zammit-Mangion, 2013; Demir et al., 2014a; Mavrotas, 2009). Pour la détermination de la frontière de Pareto contenant l'ensemble des solutions optimales de Pareto, nous utiliserons la méthode de l'épsilon-contrainte qui est une des techniques d'optimisation des problèmes multi-objectifs les plus utilisées dans la littérature, du fait de ces nombreux avantages sur les autres méthodes (Demir et al., 2014a; Mavrotas, 2009). Les modèles mathématiques formulés aux chapitre 2 et chapitre 3 seront résolus en employant la méthode de fixation des variables binaires d'allocation-localisation, qui est une méthode communément utilisée dans la littérature pour des problèmes de localisation-routage de véhicules en vue de simplifier la résolution, réduire le temps d'exécution informatique et permettre la résolution des problèmes par un algorithme exact. Cette méthode consiste à résoudre le problème en deux phases. La première phase consiste à extraire du problème principal, un sous-problème contenant uniquement les variables binaires d'allocation-localisation et à résoudre ce sous-problème. La deuxième phase consiste à fixer les variables binaires d'allocation-localisation à leurs valeurs optimales obtenues par la résolution du sous-problème, en vue de résoudre le problème principal. Les modèles ont été implémentés dans le logiciel d'optimisation AMPL (*A Mathematical Programming Language*) et résolus en utilisant le solveur Gurobi.

- Étape 3. Développement d'un algorithme heuristique pour la résolution du problème: les 2E-CLRP sont des problèmes NP-difficiles parce qu'étant la combinaison du 2E-VRP

(*Two-Echelon Vehicle Routing Problem*), du 2E-FLP (*Two-Echelon Facility Location Problem*) et du CLRP (*Capacitated Location Routing Problem*) qui sont eux-mêmes, trois problèmes NP-difficiles. La complexité de notre problème est en plus accrue par les caractères multi-dépôt, multi-échelon et multi-objectif du modèle, et l'intégration de la synchronisation et de la flotte hétérogène. De ce fait, par la résolution du modèle monolithique en un bloc par la méthode exacte en utilisant l'optimisation pure, par le biais de solveurs commerciaux, on ne peut résoudre que les petites instances du problème dans des temps d'exécution raisonnables. L'objectif de cette étude est donc de développer une technique de résolution approximative de haute qualité pour notre problème, basée sur une approche mathéuristique, pour pouvoir résoudre de manière efficiente les instances de grande échelle dans des temps d'exécution acceptables. Pour la résolution des modèles aux chapitre 2 et chapitre 3, nous proposons au chapitre 4 de cette étude, une mathéuristique itérative à deux étapes qui combine un modèle mathématique d'allocation-localisation avec l'algorithme métaheuristique spécialisé pour les problèmes de routage de véhicules capacitaires, le *hybrid genetic search metaheuristic algorithm specialized to the capacitated vehicle routing problem* (HGS-CVRP), développé et appliqué avec succès dans ses travaux par Vidal (2022).

Plan de thèse

A la suite de cette introduction où le contexte dans lequel s'intègre la LU et les terminologies spécifiques à ce secteur ont été exposés, le reste des travaux présentés dans cette thèse s'articule autour des subdivisions suivantes :

- Dans le chapitre 1, nous procédons à une revue de la littérature relative à la conception des réseaux de LU avec un accent particulier mis sur la littérature critique relative aux aspects à prendre en compte pour une conception optimale des réseaux de LU, et sur la modélisation mathématique des problèmes multi-échelons de routage de véhicules dans le contexte de la LU. Cela qui va nous permettre de déceler les lacunes dans la littérature que

nous rechercherons à combler à travers notre contribution, par les approches méthodologiques et les techniques proposées.

- Dans le chapitre 2, nous procédons à une évaluation de l'impact de la considération de la synchronisation des véhicules sur le plan de routage des véhicules, notamment sur la durée totale de leurs tournées. Nous avons formulé un modèle innovateur, avancé de conception de systèmes de LU sous la forme d'une programmation linéaire mixte en nombres entiers (*Mixed Integer Linear Programming [MILP]*) qui minimise le coût total d'opération du réseau de transport et qui optimise de manière intégrée les décisions relatives au choix des localisations des satellites au niveau stratégique, au routage des véhicules au niveau tactique, en assurant la synchronisation des véhicules de deux échelons aux satellites. Le modèle a été validé par son application au cas de la région du Grand Montréal. Les résultats ont montré que la synchronisation introduite permet de réduire le temps d'attente des véhicules aux satellites, car le pourcentage de ce temps par rapport à la durée totale des tournées de ces véhicules est négligeable. Nous avons également procédé à une analyse de sensibilité qui a montré l'importance cruciale des paramètres tels que les capacités des satellites et des véhicules qui ont un important impact sur la réduction des coûts et le temps d'attente des véhicules aux satellites.
- Dans le chapitre 3 nous proposons un modèle innovant, avancé de conception de systèmes de LU qui est une extension du modèle développé au chapitre 2, auquel nous avons intégré une flotte hétérogène au premier échelon logistique et une optimisation multi-objectif, en ajoutant un deuxième objectif portant sur la minimisation des émissions de CO₂, en vue d'inclure la dimension protection environnementale au problème. La flotte hétérogène considérée, est composée de camions conventionnels, alimentés au gaz naturel liquéfié (GNL) et entièrement électriques. Le modèle a été expérimenté à l'aide du cas d'étude de la région du Grand Montréal, et résolu en appliquant la méthode de l'épsilon-contrainte. Les résultats ont démontré que l'utilisation de la flotte de véhicules hétérogènes, a un énorme potentiel en matière de réduction des émissions de CO₂. Une analyse de rentabilité portant sur le coût de possession des flottes de véhicules, basée sur le niveau d'activité, a

été réalisée dans le but de déterminer à partir de quel niveau d'activité en termes de kilométrage parcouru, l'utilisation d'une flotte de véhicules d'une composition de donnée devient plus rentable qu'une autre. Cette analyse a montré qu'il fallait un niveau d'activité très élevé pour que l'exploitation des flottes composées de camions à faible émission de carbone devienne plus rentable économiquement que celle des flottes composées de camions à moteur diesel.

- Dans le chapitre 4, pour pallier l'important désavantage de la méthode de fixation des variables binaires d'allocation-localisation que nous avons utilisée aux chapitre 2 et chapitre 3 pour la résolution du modèle par un algorithme exact, qui réside dans son temps de résolution particulièrement long, nous proposons pour un outil sophistiqué qui va permettre de réduire le temps de résolution du problème et de traiter les instances de grande échelle. Une mathheuristique itérative à deux étapes est proposée pour résoudre le problème. Dans la première étape de l'itération, l'algorithme mathheuristique résout un problème d'allocation-localisation à deux échelons pour déterminer les décisions de localisation des satellites et les décisions relatives à l'attribution des satellites aux CDC et des clients aux satellites. Sur la base des solutions de la première étape, dans la deuxième étape de l'itération, les routes à partir de chaque CDC et de chaque satellite ouvert sont construites par la résolution de l'algorithme métaheuristique spécialisé pour les problèmes de routage de véhicules capacitaires, le *hybrid genetic search metaheuristic algorithm specialized to the capacitated vehicle routing problem* (HGS-CVRP), développé par Vidal (2022). Après chaque itération, les coûts d'affectation des satellites aux CDC et des clients aux satellites sont mis à jour en utilisant un algorithme d'affectation des coûts qui fait intervenir la méthode de la valeur de Shapley.
- En dernier lieu, la conclusion du travail sera présentée, avec des orientations pour des pistes potentielles de recherches futures.

Contributions de la recherche

- **Contribution 1** (chapitre 2). Pour autant que nous sachions, il n'existe pas d'étude qui jusqu'à présent a considéré un modèle avancé de 2E-LRP considérant des capacités limites pour les CDU, satellites et les véhicules, l'aspect multi-dépôt, intégrant la synchronisation temporelle entre les véhicules des deux échelons, la détermination exacte des temps de parcours, la détermination explicite du temps d'attente des véhicules aux satellites, la minimisation et l'imposition d'une limite maximale sur ce temps. Le développement d'un tel modèle innovant, que nous faisons dans ce premier article de cette thèse, vise à fournir aux entreprises opératrices du secteur du TUM et aux décideurs publics des outils précieux, qui intègrent des aspects plus réalistes se rapprochant de l'exploitation réelle, en vue d'une conception de réseaux de distribution urbaine plus adaptés, rentables et durables. Cela constitue la première contribution de notre étude. La deuxième contribution de cette étude réside en l'évaluation de la validité et l'applicabilité à grande échelle du modèle formulé, par l'étude de cas menée sur la région du Grand Montréal, en considérant deux CDU, l'un au sud-ouest de l'île et l'autre au nord-est de l'île, cinq satellites potentiels parmi lesquels ceux à exploiter devaient être sélectionnés, 99 nœuds clients correspondant aux centroïdes des agglomérations de codes postaux.
- **Contribution 2** (chapitre 3). Dans cet article, nous étendons le modèle formulé dans l'article 2 par la considération au premier échelon d'une flotte de véhicules hétérogènes par rapport à leurs prix d'achat et leurs taux d'émissions, l'inclusion d'une deuxième fonction-objectif portant sur la minimisation des émissions de CO₂. A notre connaissance, il n'existe pas de modèle avancé de 2E-CLRP multi-dépôt, multi-objectif, considérant une flotte hétérogène, la synchronisation temporelle entre les véhicules des deux échelons, l'estimation exacte des temps de parcours, la détermination explicite du temps d'attente des véhicules aux satellites, la minimisation et l'imposition d'une limite maximale sur ce temps. Une telle modélisation a pour objectif de fournir aux prestataires de service logistique, un outil leur permettant de pouvoir réaliser compromis entre, d'une part, la composition de la flotte et le son coût d'acquisition et, d'autre part, les émissions de CO₂,

pour la planification et l'exploitation de systèmes de distribution urbaine éco-efficaces, et pour permettre la transition vers un TUM décarbonisé.

- **Contribution 3** (chapitre 4). Dans cet article, nous proposons une matheuristique pour la résolution efficiente dans des temps d'exécution raisonnables, des deux modèles 2E-LRP formulés dans les chapitres 2 et 3. Une matheuristique itérative à deux étapes est proposée, qui résout itérativement dans une première étape, un modèle mathématique d'allocation-localisation et dans une deuxième étape, un algorithme métaheuristique spécialisé pour les problèmes de routage de véhicules capacitaires, le *hybrid genetic search metaheuristic algorithm specialized to the capacitated vehicle routing problem* (HGS-CVRP), développé par Vidal (2022). Les coûts correspondant aux solutions obtenues après chacune de ces itérations de deux étapes, sont mis à jour en utilisant un algorithme impliquant la méthode de la valeur de Shapley. Pour autant que nous sachions, aucune matheuristique n'a déjà été proposée pour la résolution de 2E-LRP multi-objectif. Cela constitue donc la contribution de notre étude pour combler cette lacune dans la littérature et évaluer l'efficacité de l'approche matheuristique dans la résolution des LRP multi-objectifs et multi-échelons.

Le travail présenté dans cette thèse a donné droit à la rédaction de trois articles qui sont présentés dans le détail dans les chapitres 2, 3 et 4. L'article dans le chapitre 2 fait l'objet d'une révision par les pairs et d'une publication dans le journal *Computers & Industrial Engineering*. L'article au chapitre 3 a fait l'objet d'une présentation à la conférence *7th edition of the Springer International Conference on Logistics Operations Management: Smart, Sustainable and Green Logistics, 02 May-04 May 2024*. Et, l'article au chapitre 4 a été soumis pour publication dans le journal *Logistics*.

Cependant nous avons identifié les limites suivantes à notre travail :

- Dans l'étude de cas de la région du Grand Montréal, nous avons agrégé toutes les demandes de livraison de l'espace géographique correspondant à une agglomération de code postal en une seule demande affectée au centroïde de la zone postale. Ce qui revient

à sous-estimer la demande réelle de livraison qui peut être en réalité plus élevée que celle que nous avons modélisée. De ce fait, les besoins en termes de nombre de véhicules et d'itinéraires nécessaires pour réaliser les livraisons doivent être supérieurs à ceux donnés par nos résultats. Mais étant donné que dans notre proposition les véhicules qui sont utilisés au deuxième échelon logistique sont des véhicules de petite taille et respectueux de l'environnement, nous pensons que leur impact sur la congestion et la pollution va être moindre.

- La méthode de fixation des variables binaires que nous avons utilisée pour pouvoir résoudre les problèmes aux chapitres 2 et 3 par le moyen de solveurs commerciaux, est une méthode qui permet de surmonter la complexité combinatoire inhérente aux modèles d'optimisation intégrée des décisions de planification de la chaîne d'approvisionnement, comme c'est le cas pour les LRP. Les LRP étant notoirement complexes en raison de l'interdépendance entre les décisions de localisation et de routage, la méthode de fixation des variables binaires permet au solveur de se concentrer sur un seul aspect du problème à la fois. Cela transforme un modèle intégré NP-difficile en une séquence de sous-problèmes traitables, facilitant une convergence plus efficace vers la solution optimale. Par conséquent, la méthode de fixation des variables binaires est une composante structurelle centrale des algorithmes exacts pour la résolution de modèles mathématiques complexes. Elle a été appliquée au cœur de plusieurs mécanismes de résolution exacte pour les problèmes de LRP, notamment, le mécanisme de Branch-and-cut (Belenguer et al., 2011), le mécanisme de Branch-and-Price/Branch-and-Cut-and-Price (Baldacci et al., 2011), le mécanisme classique de décomposition de Benders (Contardo et al., 2013; Laporte et al., 1986). La méthode de fixation de variables binaires est considérée comme la référence pour les applications réelles à grande échelle, là où les formulations MILP monolithiques rencontrent généralement des problèmes de convergence (Drexl and Schneider, 2015). Cependant fixer les variables d'un MILP sans compromettre la solution optimale est impossible. Cela a pu avoir un impact sur la qualité des solutions présentées dans ce travail.
- Dans la définition du TUM de Allen et al. (2000) que nous avons énoncée plus haut dans cette introduction générale, nous ne considérerons que les mouvements commerciaux

de véhicules entrant dans l'espace urbain. Les mouvements sortants et internes à l'espace urbain, de même que tout autre type de transport de marchandises inclus dans cette définition ne rentrent pas dans le cadre de cette étude.

CHAPITRE 1

REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre présente, dans un premier temps, une revue de la littérature des aspects dont la prise en compte dans la conception des modèles de problèmes de localisation-routage (*Location Routing Problems [LRPs]*) multi-échelons, a été recommandée pour une meilleure planification et organisation du TUM. Dans un deuxième temps, une analyse critique des efforts de modélisation des LRP multi-échelons dans la littérature sera faite eu égard à ces aspects, pour déterminer les pistes d'amélioration de l'optimisation intégrée de la localisation des plateformes logistiques et de la conception des flux de transport dans les systèmes de distribution multi-échelons en milieu urbain. L'accent sera aussi mis, dans cette revue de la littérature, sur les méthodes de résolution utilisées par les auteurs, en vue d'identifier celles qui pourraient le mieux s'adapter à la résolution d'un LRP de grande échelle.

1.1 Recommandations clés pour une meilleure conception des modèles de planification des réseaux multi-échelons de distribution de marchandises en milieu urbain

1.1.1 Synchronisation temporelle entre les flottes de véhicules des différents échelons aux satellites

De nombreux travaux de recherche, notamment ceux de Crainic et al. (2009a), Crainic et Sgalambro (2014), Cuda et al. (2015), Drexl et Schneider (2015), Savelsbergh et Van Woensel (2016), Bektaş et al. (2017), Cattaruzza et al. (2017), Pichka et al. (2018) et Zhao et al. (2018), ont souligné l'importance fondamentale de la considération de la synchronisation temporelle des véhicules au niveau des satellites dans les problèmes de routage à deux échelons.

En effet, la conception des systèmes logistiques à deux échelons requiert au niveau de la planification tactique, l'élaboration de plans de transport ou de routage de véhicules plus complexes que dans le cas des systèmes à un seul échelon. La formulation de modèles avancés est nécessaire non seulement pour gérer l'opération des véhicules sur les deux échelons, mais

aussi pour pouvoir les interactions entre les deux échelons, notamment la synchronisation temporelle des flottes de véhicules au niveau des satellites (Crainic et al., 2009a; Crainic et Sgalambro, 2014). De plus, compte tenu de la rareté de l'espace et du prix élevé des terrains dans le milieu urbain pour la construction de nouvelles infrastructures, les satellites sont généralement implantés au niveau des installations déjà existantes telles que les dépôts d'autobus, parcs de stationnement, places de stationnement sur rues et trottoirs, etc. Ces emplacements disposent de places et de temps de stationnement très limités et d'aucune capacité de stockage de marchandises. Cela justifie la nécessité d'assurer la synchronisation temporelle exacte entre les véhicules des deux échelons par la coordination leurs horaires, pour éviter des longs temps d'attente aux satellites qui pourraient perturber le trafic environnant et générer de la congestion et de la pollution supplémentaires (Crainic et al., 2009a; Grangier et al., 2014; Li et al., 2020a; Marques et al., 2022; Nguyen et al., 2015).

1.1.2 Optimisation multi-objectif considérant la réduction des émissions de CO₂ et une flotte hétérogène

Drexl et Schneider (2015), ont fait ressortir dans une revue de la littérature réalisée sur le sujet du LRP, que la grande majorité des travaux traitant de ce sujet, ont considéré une seule fonction-objectif minimisant la somme des coûts d'ouverture des installations logistiques, des coûts fixes et variables de routage des véhicules, plus dans certains cas, les coûts de manutention du fret aux installations logistiques. Ces auteurs ont également souligné que, les quelques rares travaux qui traitent l'optimisation multi-objectif, considèrent des objectifs liés à des aspects qualitatifs tels que le niveau de service, le niveau de risque, etc., en plus des objectifs économiques. Ainsi, ils ont conclu que l'optimisation multi-objectif devrait être davantage explorée dans la formulation des modèles de LRP, pour prendre en compte d'autres aspects de la durabilité en vue de la conception de réseaux de distribution urbaine plus efficaces.

Selon Zhang et al. (2019), l'utilisation de flottes de véhicules hétérogènes dans la distribution urbaine est un aspect critique qui peut permettre d'améliorer l'efficacité du TUM, parce qu'ayant un énorme potentiel de réduction des coûts logistiques, de la consommation de

carburant et des émissions de CO₂. Zhao et al. (2018) soulignent également que, l'utilisation de véhicules hétérogènes et la considération des émissions de carbone sont des aspects qui valent la peine d'être inclus dans les modèles de LRP.

Cependant, les coûts fixes des véhicules, corrélés à leurs prix d'achat, qui constituent la plus grande partie des coûts logistiques opérationnels, sont en contradiction avec les objectifs environnementaux, parce que les véhicules les moins coûteux sont ceux ayant les taux d'émission les plus élevés. Cela nécessite donc de mener une optimisation multi-objectif incorporant des véhicules hétérogènes en termes de prix d'achat et de niveaux d'émission de CO₂, pour permettre de réaliser un compromis entre les deux objectifs conflictuels que sont la minimisation des coûts opérationnels et la minimisation des émissions de CO₂.

1.1.3 Conception de réseaux multi-dépôts

La conception de réseaux de distribution multi-dépôts est également un aspect qui a été identifié par Cuda et al. (2015) comme pouvant contribuer à la performance du TUM. Des modèles doivent donc être développés pour constituer des outils d'aide à la décision pour la conception de tels réseaux.

1.2 Efforts de modélisation des problèmes de routage pour la conception des systèmes de distribution multi-échelons et approches de solution utilisées pour les modèles

1.2.1 La synchronisation temporelle dans la modélisation des problèmes de routage des systèmes de distribution multi-échelons

Différents types de synchronisation peuvent être employés pour gérer l'interdépendance entre les échelons d'un système logistique multi-échelon (voir Drexl (2012)), parmi lesquels la synchronisation des charges et la synchronisation des opérations sont les plus communément utilisées dans le cadre des problèmes de routage à deux échelons. Dans la littérature, la synchronisation des charges est référée à la livraison fractionnée. Elle consiste à réaliser l'équilibre des flux de produits pour assurer que la quantité de livraisons fractionnées effectuées

à un satellite satisfasse la demande des clients affectés à ce satellite. La synchronisation des opérations est identifiée à la synchronisation temporelle, c'est-à-dire aux fenêtres de temps nécessaires pour réaliser les opérations d'interconnexion entre les échelons. Deux types de synchronisation temporelle se distinguent : la synchronisation temporelle exacte, dans le cas de satellites sans espace de stockage où la rencontre entre les véhicules des deux échelons est nécessaire; la synchronisation temporelle avec précedence, dans le cas de satellites avec espace de stockage où le passage aux satellites des véhicules du premier échelon doit précéder celui des véhicules du deuxième échelon (Drexl, 2012; Dumez et al., 2023; Gu et al., 2022). Dans cette étude, seule la synchronisation temporelle exacte sera considérée parce que dans notre modélisation, les satellites sont supposés ne pas avoir d'espace de stockage.

1.2.1.1 La synchronisation dans la modélisation des problèmes de localisation-routage (LRP) multi-échelons

Sauf omission de notre part, Mirhedayatian et al. (2021) constitue le seul article qui intègre la synchronisation temporelle dans la modélisation du 2E-LRP, que nous avons recensé. Le modèle a été résolu en utilisant une heuristique basée sur la décomposition. Cependant, l'estimation exacte du temps d'attente des véhicules est manquante dans le modèle. De plus, aucune minimisation, ni restriction n'ont été imposées sur le temps d'attente des véhicules. Les véhicules et les satellites n'avaient pas non plus de capacité limite.

Breunig et al. (2016), Crainic et al. (2021), Gandra et al. (2021) ont présenté des travaux où la synchronisation a été limitée uniquement à la synchronisation des charges. Pour la résolution de leur problème, Breunig et al. (2016) ont employé une heuristique basée sur le *Large Neighbourhood Search (LNS)*; Crainic et al. (2021), la méthode exacte via CPLEX; et Gandra et al. (2021), une adaptation de la recherche locale itérée, et l'algorithme *Clarke and Wright savings* pour générer la solution initiale.

1.2.1.2 La synchronisation temporelle dans la modélisation des problèmes de routage de véhicules (VRP) multi-échelons

Un bon nombre d'études portant sur les VRP ont intégré la synchronisation temporelle entre les véhicules de 1^{er} échelon et de 2^{ème} échelon au niveau des satellites dans leur modèle. Crainic et al. (2009a) ont été les premiers à présenter un modèle de 2E-VRP intégrant des aspects de synchronisation temporelle. Cependant, leur modèle n'a pas fait l'objet d'une résolution, seulement des pistes algorithmiques prometteuses de solution du problème ont été fournies. Nguyen et al. (2015) ont introduit un modèle de 2E-VRP incorporant les opérations de ramassage et de livraison, les fenêtres de temps de livraison, des trajets multiples au deuxième échelon et la synchronisation des véhicules. Le problème a été solutionné en employant la recherche avec liste de tabous. Amaral et Aghezzaf (2015) ont formulé un modèle de conception de systèmes de distribution urbaine à deux échelons dans lequel les fenêtres de temps de livraison, les conditions de circulation sur les routes sont prises en compte et les rencontres entre les véhicules des deux échelons aux points de transbordement de la marchandise sont organisées de manière synchronisée. Le modèle a été résolu à l'aide du logiciel AMPL (*A Mathematical Programming Language*) avec génération d'instances via MATLAB. Crainic et al. (2016) ont formulé un modèle sous la forme de programmation stochastique à deux étapes, intégrant l'incertitude au niveau de la demande et la synchronisation des véhicules aux satellites. Une heuristique de décomposition a été utilisée pour la résolution du problème. Li et al. (2018) et Li et al. (2020a) ont proposé un 2E-VRP dans lequel, ils considèrent une capacité de transbordement des satellites en temps réel variant en fonction des opérations de transbordement et de consolidation, ainsi que la synchronisation entre les flottes des deux échelons aux satellites. Ils ont employé une heuristique combinant l'algorithme *Clarke and Wright savings* et le *Variable Neighbourhood Search (VNS)* pour résoudre le problème et les résultats obtenus ont été comparés à ceux de CPLEX pour les instances de petite taille.

Hof et Schneider (2021), Moshref-Javadi et al. (2021) et Li et al. (2022) ont présenté des modèles de 2E-VRP où les camions de grande taille desservant le premier échelon, en plus d'assurer la livraison directe aux clients, sont également utilisés comme des satellites mobiles

et des supports de transport pour les petits véhicules du deuxième échelon à partir desquels ils sont lancés/récupérés, ravitaillés. Les mouvements des véhicules du premier échelon et ceux du deuxième échelon sont synchronisés de manière à leur permettre de se rencontrer à des localisations précises, incluant les emplacements des clients, en vue du ravitaillement et de la récupération des véhicules du deuxième échelon. Hof et Schneider (2021) ont utilisé l'*Adaptive Large Neighbourhood Search (ALNS)* avec reconnexion de chemin pour résoudre leur problème. Dans le problème présenté par Moshref-Javadi et al. (2021) des camions étaient employés au premier échelon et des drones sans pilote au deuxième échelon, et un algorithme métaheuristique a été utilisé comme méthode de solution. Li et al. (2022) ont utilisé des camions au premier échelon et des véhicules terrestres sans pilote au deuxième échelon, et le *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP)* combiné au *VNS* pour la résolution de leur problème. Dellaert et al. (2021) ont traité un problème de routage de véhicules à capacité à deux échelons (*Two-echelon Capacitated Vehicle Routing Problem [2E-CVRP]*) prenant en compte la synchronisation des véhicules aux satellites, pour lequel ils ont présenté trois formulations de modèle: une formulation basée sur les arcs, une formulation basée sur les chemins, et un modèle combiné arcs-chemins. Comme moyen de résolution du problème, ils ont utilisé la méthode exacte combinant la génération de colonnes à l'approche *branch-and-price*. Li et al. (2021) ont introduit un modèle de 2E-VRP se rapportant du transport interurbain plutôt qu'au transport urbain. Le modèle introduit intègre des contraintes de bi-synchronisation des satellites et a été solutionné au moyen du solveur CPLEX et l'algorithme ALNS modifié. Un 2E-VRP incorporant des contraintes de synchronisation des satellites a été présenté par Jia et al. (2022) et solutionné à l'aide de Gurobi et de l'ALNS. Marques et al. (2022) ont proposé un modèle de 2E-CVRP dans lequel les capacités de stockage des satellites ont été prises en compte et qui comporte des contraintes de précedence pour la synchronisation des opérations avec précedence aux satellites. Un algorithme *branch-cut-and-price* a été implémenté pour solutionner le problème.

Certaines études de 2E-VRP qui intègrent la synchronisation temporelle, ont inclus la minimisation du temps d'attente des véhicules aux satellites dans leur modèle. C'est le cas dans Grangier et al. (2014), où la minimisation du temps d'attente des véhicules aux satellites est

intégrée dans l'algorithme métaheuristique conçu, pour résoudre le modèle de 2E-VRP formulé. Anderluh et al. (2017), Anderluh et al. (2019a) et Anderluh et al. (2019b) ont étendu le modèle présenté par Grangier et al. (2014) par l'ajout des contraintes liées au temps d'attente des véhicules, qui a été calculé comme la différence entre les heures d'arrivée des véhicules du 1^{er} échelon et ceux du 2^{ème} échelon aux satellites; par l'imposition d'une limite maximale sur ce temps d'attente et par sa minimisation dans la fonction-objectif comme partie intégrante du coût lié au temps. La méthode GRASP avec reconnexion de chemin a été appliquée pour la solution du problème. Dans Li et al. (2016a), Li et al. (2016b) et Li et al. (2020b), le temps d'attente des véhicules aux satellites a été également minimisé dans la fonction-objectif comme pénalité de coût relié au temps d'attente. Li et al. (2016a), Li et al. (2016b) ont porté leurs études sur les systèmes de transport interurbain plutôt que sur la LU et se sont servi l'algorithme heuristique *Clarke and Wright saving* amélioré par une phase de recherche locale pour solutionner leurs problèmes. Li et al. (2020b) ont formulé un problème relatif aux systèmes de livraison par drone, où au premier échelon, des camionnettes sont utilisés pour livrer directement les clients, mais aussi comme des satellites mobiles et des supports de transport pour des drones assurant la livraison du deuxième échelon, à partir desquelles ils sont lancés/récupérés, ravitaillés. Ils ont employé l'algorithme ALNS pour la résolution du problème. Wang et al. (2021a) ont présenté un 2E-VRP multi-dépôt et multi-objectif pour la collaboration entre opérateurs logistiques via le partage des ressources, dans lequel les temps d'attente des véhicules au satellite ont été minimisés dans l'une des fonctions-objectifs en tant que partie du temps d'attente global de service de l'ensemble des trajets. Comme méthode de solution du problème, ils ont utilisé l'algorithme *k-means clustering* tridimensionnel complété par l'*Improved Reference point-based Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-III (IR-NSGA-III)*.

1.2.2 Modélisation des problèmes de localisation-routage des systèmes de distribution multi-échelons par l'optimisation mono-objectif

1.2.2.1 Considération de la flotte homogène

Prise en compte des aspects environnementaux

Li et al. (2019) ont proposé un 2E-LRP pour l'optimisation du système de livraison de la biomasse dans lequel la réduction des émissions de carbone a été intégrée comme une contrainte dans le modèle proposé. Le problème a été résolu en utilisant un algorithme génétique hybride (*Hybrid Genetic Algorithm [HGA]*) combinant l'algorithme génétique standard, la recherche avec liste de tabous et la recherche locale. Pitakaso et al. (2020) ont introduit un modèle de 2E-LRP écologique (*Green Two-Echelon Location Routing Problem [G2ELRP]*) pour l'optimisation de la chaîne d'approvisionnement du caoutchouc, considérant l'impact environnemental du réseau à travers la minimisation du coût total de la consommation de carburant du système de transport dans la fonction-objectif. La métaheuristique *Variable Neighborhood Strategy Adaptive Search (VaNSAS)* a été construite pour solutionner le problème. Dans Wu et al. (2021), un problème de localisation-routage avec gestion des stocks (*Location-Inventory-Routing Problem [LIRP]*), multi-périodes à deux échelons, prenant en compte les fenêtres temporelles, et minimisant le coût de la consommation de carburant des véhicules dans une sommation avec les autres coûts opérationnels dans la fonction-objectif, a été proposé.

Une métaheuristique hybride à deux étapes combinant l'algorithme génétique et un algorithme de descente de gradient a été construite pour résoudre le problème. Tang et al. (2023) ont présenté sur un modèle de 2E-LRP portant sur la minimisation des émissions de carbone dont la valeur est déterminée à partir de l'application de facteurs d'émission de carbone. Un algorithme matheuristique à deux étapes appelé *Two-Stage Hybrid Algorithm (TSHA)* a été développé pour résoudre le problème. La première étape de l'algorithme consiste en la résolution, par l'utilisation de CPLEX, d'un problème de localisation d'installations pour la détermination des solutions de localisation des centres de distribution et d'affectation des

clients aux satellites. La deuxième étape concerne la construction des routes sur la base des solutions du problème de localisation d'installations, par la résolution de problèmes de routage véhicules à l'aide d'un algorithme de colonie de fourmis amélioré.

Prise en compte des aspects autres qu'environnementaux

La fonction-objectif traditionnelle des LRP standards consistent en la minimisation du coût total d'opération du réseau de distribution. De ce fait, les modèles de LRP dans la grande majorité des études que nous avons recensés sont construits selon cette structure. Les études que nous avons citées plus haut à la section 1.2.1.1, notamment Mirhedayatian et al. (2021), Breunig et al. (2016), Crainic et al. (2021), Gandra et al. (2021), s'inscrivent dans ce schéma, de même tous ceux qui suivent dans cette section.

Les premiers modèles mathématiques pour le 2E-LRP ont été proposés par Boccia et al. (2011) et Crainic et al. (2011) qui ont présenté trois modèles de programmation mixte en nombres entiers. Les auteurs ont considéré des capacités limites pour les dépôts et les satellites, et des dépôts multiples dans l'un des modèles formulés. Comme technique de solution, ils ont employé la méthode exacte via le solveur XPress-MP. Contardo et al. (2012) ont proposé un modèle de 2E-LRP avec des variables de flux de véhicules à deux indices et intégrant l'aspect multi-dépôt. Un algorithme *branch-and-cut* et l'*Adaptive Large Neighbourhood Search (ALNS)* ont été utilisés pour résoudre le problème, qui constituent actuellement la meilleure méthode exacte et la meilleure métaheuristique pour résoudre les problèmes 2E-LRP (Bektaş et al., 2017). Un modèle de localisation-routage à trois échelons (*Three-echelon Location Routing Problem [3E-LRP]*) visant à la conception de système logistique permettant de répondre plus efficacement à l'augmentation des livraisons engendrées par la croissance du commerce électronique, a été proposé par Jiao et al. (2013). L'applicabilité et la validité du modèle ont été évaluées sur des données réelles en combinant l'algorithme génétique et la recherche tabou. Rahmani et al. (2015) ont présenté un 2E-LRP intégrant la collecte et la livraison multiproduits. Trois méthodes heuristiques ont été comparées dans la résolution du problème : le *Nearest Neighbour Heuristics (NNH)*, le *Best Sequential Insertion Heuristics*

(BSIH), et le *Hybrid Clustering Algorithm (HCA)*. Pichka et al. (2018) ont formulé trois programmes linéaires mixtes en nombres entiers (*Mixed-Integer Linear Programs [MILP]*) pour un *Two-Echelon Open Location Routing Problem (2E-OLRP)*. Pour la résolution du problème, ils ont employé IBM ILOG CPLEX, et une heuristique hybride de recuit simulé qui utilise pour la génération des solutions initiales, un problème de localisation d'installations et une heuristique de Clarke et Wright modifiée, et pour l'itération principale un algorithme standard de recuit simulé.

Saragih et al. (2019) ont porté leur intérêt sur un LIRP à trois échelons. Une heuristique à deux étapes, dont la première étape constitue l'étape constructive consistant à la construction de la solution initiale, et la deuxième étape, basée sur le recuit simulé, constitue l'une étape d'amélioration consistant à l'amélioration de la solution initiale, a été utilisée pour solutionner le problème. Les résultats de l'heuristique proposée ont été comparés à ceux de la résolution du modèle via LINGO 12.0. Snoeck et Winkenbach (2020) ont proposé un MILP stochastique à deux étapes qui considère l'incertitude de la demande et la flexibilité opérationnelle dans la distribution physique. Le problème a été résolu par la méthode exacte en utilisant Gurobi Optimizer 6.5.1. Cao et al. (2021) ont implémenté un algorithme heuristique hybride intégrant la recherche à voisinage variable (*Variable Neighbourhood Search [VNS]*) dans la recherche avec liste tabous pour solutionner un modèle de 2E-LRP, qu'ils ont formulé pour optimiser le système de livraison de la biomasse. Un modèle de 2E-LRP sous la forme d'une programmation mixte en nombres entiers pour le système de transport de biodéchets multi-types a été proposé par Yiyi et al. (2021), mais n'a pas fait l'objet d'une expérimentation informatique. Cheng et al. (2022) ont développé un 2E-LRP multi-périodes pour le nettoyage des déchets après catastrophe et utilisé l'algorithme génétique pour sa résolution. Une variante de 2E-LRP dénommée *Dual-Mode Integrated Location Routing Problem* a été traitée par Lv et al. (2022) et un algorithme dénommée *Fuzzy Correlation Arc-based Adaptive Variable Neighbourhood Search* a été élaboré pour la traiter. Tian et Hu (2022) ont formulé un 2E-LRP dans lequel les localisations des satellites sont sélectionnés parmi l'ensemble des clients et ont utilisé un algorithme *branch-and-price* pour le résoudre. Song et Wu (2023) ont traité un LIRP

à trois échelons et ont employé CPLEX et un algorithme heuristique à deux étapes, basé sur le recuit simulé pour solutionner le modèle formulé.

1.2.2.2 Considération de la flotte hétérogène

Sauf omission de notre part, nous n'avons identifié aucun LRP multi-échelon mono-objectif intégrant une flotte hétérogène qui ne considère pas des aspects relatifs à l'environnement. Zhao et al. (2018) ont porté leur intérêt sur à un LRP capacitaire à deux échelons (*Two-echelon Capacitated Location Routing Problem [2E-CLRP]*) pour guider la reconception des réseaux de distribution urbaine en vue de la réalisation des livraisons conjointes dans le cadre des alliances au sein de la LU. Ils ont présenté un modèle multi-dépôt considérant une flotte hétérogène au deuxième échelon du système. Les émissions de carbone ont été pris en compte dans l'étude de cas au cours de l'expérimentation numérique. L'algorithme heuristique *Cooperative Approximation Heuristic Algorithm (CAHA)* a été développé pour résoudre le problème. Hu et al. (2020) se sont focalisés sur un 2E-OLRP dans lequel la flotte mixte composée de véhicules à moteur à combustion interne et de véhicules électriques a été pris en compte. Le modèle proposé considère également l'impact de la vitesse et de la charge sur la consommation de carburant et les émissions de CO₂ et un algorithme de recuit simulé amélioré a été utilisé pour sa résolution.

1.2.3 Modélisation des problèmes de localisation-routage des systèmes de distribution multi-échelons par l'optimisation multi-objectif

1.2.3.1 Considération de la flotte homogène

Prise en compte des aspects environnementaux

Tang et al. (2016) ont présenté un modèle de LIRP bi-objectif minimisant les coûts et les émissions de CO₂, ainsi qu'un modèle de revenus prenant en compte le comportement écologique des consommateurs relatif à leur intérêt pour les produits à faibles émissions de carbone. L'algorithme d'optimisation multi-objectif par essaim de particules (*Multi-objective*

Particle Swarm Optimization [MOPSO] a été employé comme méthode solution. Ouhader et El Kyal (2017) ont introduit un modèle de 2E-LRP multi-objectif pour la conception de réseau de distribution urbaine de marchandises dans un contexte de collaboration horizontale entre expéditeurs et/ou transporteurs. Le modèle est configuré pour autoriser un compromis entre des objectifs liés aux trois piliers du développement durable à savoir au niveau environnemental, la minimisation des émissions liées au transport, au niveau économique, la minimisation des coûts, et au niveau social, la maximisation des opportunités de création d'emplois. Le problème a été résolu en appliquant la méthode de l'épsilon-contrainte et encodée dans le logiciel MATLAB 2014. Rabbani et al. (2017) se sont intéressés à une nouvelle variante du LRP dénommée *Transportation Location Routing Problem (TLRP)* pour la conception de réseaux de distribution qui intégrait des fenêtres temporelles souples pour la satisfaction des demandes des clients. Le modèle mathématique formulé visait à minimiser trois objectifs : les coûts de distribution, les coûts associés à la consommation de carburant et aux émissions de CO₂, l'équilibre des charges de travail des conducteurs urbains. Deux méthodes métaheuristiques, notamment l'algorithme génétique de tri non dominé II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II [NSGA-II]*) et le MOPSO ont été utilisées en guise de solution. Un problème multi-objectif de localisation-allocation-routage formulé sous forme de modèle de programmation stochastique pour la conception de réseau de chaîne logistique en boucle fermée dans l'industrie du pneumatique, a été proposé par Ebrahimi (2018). Le modèle développé comprend trois fonctions-objectifs qui sont la minimisation des coûts totaux, la minimisation des effets des émissions sur l'environnement de la chaîne d'approvisionnement, et la maximisation de la réactivité du réseau intégré. Le modèle a été solutionné par l'application de la méthode epsilon-contrainte augmentée (*Augmented Epsilon-Constraint [AUGMECON]*), implémentée dans le solveur LINGO.

Validi et al. (2020) et Validi et al. (2021) se sont intéressés à un LRP multi-objectif à trois échelons qui vise la minimisation des coûts d'exploitation et des émissions de CO₂ liées au transport. Dans Validi et al. (2020), l'algorithme génétique multi-objectif de type II (*Multi-Objective Genetic Algorithm of kind II [MOGA-II]*) basée sur le *Design of Experiment (DoE)-guided Genetic Algorithm* a été élaborée et utilisée pour solutionner le problème en

complément avec la technique d'ordre de préférence par similarité à la solution idéale (*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution [TOPSIS]*). Dans Validi et al. (2021), en plus du MOGA-II, deux autres méthodes métaheuristiques notamment le NSGA-II et le MOPSO ont été expérimentées dans la résolution du problème, qui a fait ressortir la surperformance du NSGA-II sur les deux autres métaheuristiques. Dans Yang et al. (2020) un problème de localisation et de routage des hubs (*Hub Location-Routing Problem [HLRP]*) formulé sous forme d'un MILP a été proposé et résolu à l'aide de la méthode AUGMECON implémentée dans CPLEX 12.6.1. Un modèle de 2E-LRP multi-objectif a été présenté par Yu et al. (2020), qui offre aux décideurs la flexibilité de pouvoir formuler différentes fonctions-objectifs en combinant différents types de coûts selon leurs besoins. Comme méthode de solution du problème, ils ont employé l'algorithme génétique de tri non dominé amélioré avec recherche locale guidée (*Improved Non-dominated Sorting Genetic Algorithm with directed Local Search [INSGA-dLS]*) et ont centré la résolution sur des formulations bi-objectif et tri-objectif du problème.

Aloui et al. (2021) ont étudié un problème collaboratif et intégré de localisation-routage avec gestion des stocks à deux échelons (*Two-Echelon Collaborative Inventory-Location-Routing Problem [2E-CILRP]*). Le problème a été modélisé sous la forme d'une optimisation multi-objectif portant sur la minimisation de trois objectifs qui sont, les coûts logistiques, les émissions de CO₂ et le risque d'accident. L'algorithme heuristique hybride combinant le *k-means clustering* et l'algorithme génétique, a été conçu pour la solution du problème. Rodriguez-Melquiades et al. (2021) ont développé un modèle de LRP bi-objectif à quatre échelons pour la livraison de produits et la collecte des déchets en zone urbaine. Les deux objectifs considérés dans le processus décisionnel, incluent les coûts économiques et la minimisation des émissions de CO₂ et le logiciel d'optimisation GLPK (*GNU Linear Programming Kit*) a été employé pour la solution du modèle. Ji et al. (2022) ont traité un modèle de 3E-LRP multi-objectif qui visait à créer un compromis entre le coût total et la différence de carbone plafonnée et utilisé la métaheuristique MOPSO comme méthode de résolution.

Prise en compte des aspects autres qu'environnementaux

Martinez-Salazar et al. (2014) ont porté leurs études sur un TLRP bi-objectif minimisant le coût total des opérations de distribution et l'équilibre des charges de travail des conducteurs des véhicules urbains. Deux métaheuristiques, à savoir la procédure de recherche dispersée avec liste de tabous pour l'optimisation multi-objectif non linéaire (*Scatter tabu search procedure for non-linear multi-objective optimization [SSPMO]*) et le NSGA-II, ont été évaluées dans leur performance pour résolution du problème. Wang et al. (2018) ont présenté un modèle bi-objectif visant à minimiser les coûts et à maximiser la satisfaction client. Une version modifiée du NSGA-II (M-NSGA-II) a été conçue pour résoudre le problème. La comparaison des résultats obtenus à ceux de deux métaheuristiques connues à savoir, le MOPSO et l'algorithme génétique multi-objectif (*Multi-Objective Genetic Algorithm [MOGA]*), a montré une meilleure performance du M-NSGA-II au point de vue de la qualité des solutions et de temps de résolution.

Dans Wang et al. (2021b) et Wang et al. (2021c), un modèle de 2E-LRP bi-objectif qui minimise le coût total d'exploitation et le nombre de véhicules de livraison requis et qui prend en compte le partage des ressources de transport entre les installations logistiques, a été proposé. Wang et al. (2021b) ont développé un algorithme hybride à deux étapes combinant le 3D k-means clustering et l'algorithme d'optimisation multi-objectif améliorée par essaim de particules (*Multi-Objective Improved Particle Swarm Optimization [MOIPSO]*) comme méthode de solution du problème. Wang et al. (2021c) ont exploré l'algorithme k-means clustering et l'algorithme d'optimisation multi-objectif par essaim de particules étendu (*Extended Multi-Objective Particle Swarm Optimization [EMOPSO]*) comme technique de solution du problème. Mohebban-azad et al. (2022) ont présenté un LIRP à trois niveaux pour la conception de réseau de chaîne d'approvisionnement de l'industrie automobile. Un modèle multi-objectif visant à minimiser les coûts totaux du réseau de la chaîne d'approvisionnement et les coûts des perturbations pouvant affecter la chaîne d'approvisionnement, a été construit. Le modèle a été transformé en une optimisation robuste pour traiter les incertitudes liées à la demande et les risques de perturbation de la chaîne d'approvisionnement et l'algorithme de relaxation de lagrangien a été utilisé sa résolution. Xu et al. (2022) ont étudié un 2E-LRP pour

la conception de réseau de logistique inverse avec le double objectif de minimisation du coût total et de l'utilité sociale négative. Un algorithme génétique immunisé multi-objectif d'optimisation par essaim de particules (*Particle Swarm Optimization-Multi-Objective Immune Genetic Algorithm [PSO-MOIGA]*) a été conçu pour solutionner le problème.

1.2.3.2 Considération de la flotte hétérogène

Prise en compte des aspects environnementaux

Govindan et al. (2014) ont construit un modèle de 2E-LRP multi-objectif pour la conception de réseau de chaîne d'approvisionnement de denrées périssables, qui vise à créer un compromis entre les coûts logistiques et les impacts environnementaux des émissions de CO₂ générées par le réseau de transport. Les dépôts multiples, les fenêtres temporelles souples et une flotte hétérogène ont été considérés dans le modèle. Un algorithme métaheuristique hybride multi-objectif combinant l'algorithme MOPSO et la recherche à voisinage variable multi-objectif adaptée (*Adapted Multi-Objective Variable Neighbourhood Search [AMOVNS]*), a été conçu pour sa solution. Gholipour et al. (2019) ont étudié un LIRP écologique, multi-dépôt, à trois échelons, considérant des véhicules hétérogènes et l'incertitude dans la demande. La théorie des ensembles flous a été appliquée pour traiter l'aspect de l'incertitude dans la demande. La dimension de la durabilité a été prise en compte à travers la minimisation des émissions de GES générées par les opérations de transport, qui a été obtenue par la minimisation du coût de consommation de carburant des véhicules, dans une sommation dans la fonction-objectif de coût, avec les autres coûts économiques

Liu et al. (2021) ont proposé un modèle de 2E-LRP pour la conception de réseau de l'industrie de la distribution de produits d'épicerie en ligne, considérant au premier échelon du réseau, une flotte homogène de camionnettes, et au second échelon, une flotte de véhicules mixtes, comprenant des robots de livraison autonomes et des véhicules terrestres autonomes équipés de casiers à colis. Le modèle a été défini comme une optimisation multi-objectif portant sur la minimisation du coût total et de l'impact environnemental du réseau. Un algorithme immunitaire hybride (*Hybrid Immune Algorithm [HIA]*) a été développé la résolution du

problème. Rabbani et al. (2021) ont construit un modèle de LIRP pour l'optimisation du système de gestion des déchets urbains, prenant en compte l'hétérogénéité de la flotte de véhicules et considérant les trois objectifs de minimisation du coût total net, des émissions de gaz à effet de serre, et du temps total de collecte et de traitement des déchets. Pour résoudre le modèle, la méthode epsilon-contrainte augmentée 2 (*Augmented Epsilon-Constraint 2 [AUGMECON2]*) a été utilisée et exécutée par le solveur CPLEX dans le logiciel d'optimisation GAMS24.1.2 (*General Algebraic Modeling System*).

Du et al. (2022) se sont focalisé sur l'étude de la coopération horizontale entre entreprises dans la livraison express de colis issus du commerce en ligne. Ils ont conçu un modèle de 2E-LRP multi-dépôt et multi-objectif optimisant trois objectifs, notamment, la minimisation des coûts d'exploitation et des émissions de carbone, et la maximisation de la satisfaction client. Une heuristique hybride multi-objectif, intégrant l'algorithme immunitaire (IA) et l'algorithme génétique de tri non dominé amélioré II (*Immune Algorithm [IA] and the Improved Non-dominated sorting genetic algorithm II [IA-iNSGA-II]*), a été élaboré pour solutionner le problème. L'effet de la composition de différentes configurations de flottes de véhicules hétérogènes a été analysé dans l'expérimentation numérique du problème. Un modèle de LIRP multi-objectif, pour la conception de réseau de chaîne d'approvisionnement circulaire en boucle fermée a été proposé par Govindan et al. (2023). Le modèle considère la localisation de dépôts multiples, une flotte de véhicules hétérogènes, l'incertitude au niveau de la demande et vise l'optimisation de deux objectifs. Le premier objectif constitue la minimisation du coût total, qui résulte de la sommation du coût stratégique et du coût opérationnel, ce dernier étant estimé en appliquant la taxe carbone aux émissions liées à aux opérations logistiques, ce qui permet ainsi de minimiser les émissions de carbone liées aux opérations logistiques. Le deuxième objectif est relatif à la minimisation des pertes de ventes. Le problème a été résolu en appliquant la méthode AUGMECON implémenté dans le logiciel d'optimisation GAMS et exécuté à l'aide du solveur CPLEX. Hajghani et al. (2023) ont conçu un modèle MILP stochastique multi-objectif considérant des routes ouverts et fermés hybrides, une flotte de véhicules hétérogènes au premier échelon. Les trois fonctions-objectifs que le modèle cherche à optimiser sont relatifs aux trois dimensions de la durabilité à savoir, la minimisation des coûts

et des émissions de CO₂ pour ce qui a trait aux dimensions économique et environnemental et la maximisation du taux d'emploi et du développement économique pour ce qui a trait à la dimension de la responsabilité sociale. Le modèle proposé a été résolu en utilisant la méthode AUGMECON pour la validation du modèle et pour les instances de petites tailles et par deux algorithmes métaheuristiques, à savoir le NSGA-II et la recherche fractale stochastique multi-objectif (*Multi-Objective Stochastic Fractal Search [MOSFS]*), pour les instances de moyenne et grande taille. Dans Hashemi-Amiri et al. (2023), un modèle de LRP multi-échelle et multi-objectif pour la gestion des déchets solides municipaux, prenant en compte une flotte hétérogène et la planification des horaires des quarts de travail, a été construit. Les objectifs du modèle proposée englobaient, la maximisation du profit total, la minimisation des émissions de carbone, et la minimisation du risque social. Le problème a été résolu à l'aide du solveur Gurobi implémenté en langage Python.

Prise en compte des aspects autres qu'environnementaux

Ghezavati et Beigi (2016) ont proposé un LRP pour la conception de réseau de logistique inverse multi-échelle, sous la forme d'une programmation mathématique bi-objectif, considérant les fenêtres temporelles dans le service aux clients, une flotte de véhicules hétérogènes eu égard à leurs capacités. Les deux objectifs considérés comprennent la minimisation du coût total et le temps nécessaire à complétion de la collecte des produits retournés. Comme méthode de solution du modèle, ils ont utilisé la méthode de l'épsilon-contrainte exécuté par le solveur Baron dans le logiciel GAMS, pour résoudre le problème pour les instances de petites tailles, et l'algorithme NSGA-II, pour résoudre le problème pour les instances de grande taille. Dans Fallahtafi et al. (2021), un 2E-CLRP multi-objectif pour la logistique de transport sécurisé de fonds, a été traité. Le modèle proposé, considère l'hétérogénéité de la flotte de véhicules et comporte les deux objectifs de minimisation du coût total et du risque de transport. Pour la solution du problème, ils ont utilisé la méthode AUGMECON2 pour les instances de petite taille et cinq métaheuristiques, notamment, les algorithmes génétiques de tri non dominé II et III (*non-dominated sorting genetic algorithms II and III [NSGA-II] et [NSGA-III]*), la puissance de l'algorithme évolutionnaire de Pareto de

force 2 (*The Strength of Pareto Evolutionary Algorithm 2 [SPEA2]*), l'algorithme évolutionnaire basé sur des indicateurs (*Indicator-Based Evolutionary Algorithm [IBEA]*) et le recuit simulé multi-objectif archivé (*Archived Multi-Objective Simulated Annealing [AMOSAI]*). La supériorité l'AMOSAI sur les autres métaheuristiques a été démontrée dans les résultats. Hashemi et al. (2022) ont présenté un modèle de LRP multi-objectif à trois échelons, intégrant une optimisation robuste pour prendre en compte l'incertitude liée à l'état du trafic routier. Les deux objectifs définis dans le modèle portent sur la minimisation des coûts d'exploitation et du temps de transport nécessaire à la réalisation du service. Les performances de deux algorithmes métaheuristiques, à savoir le MOPSO modifié et le NSGAI, ont été comparées dans la résolution du problème, et leurs résultats ont été comparés à ceux de la résolution exacte du problème au moyen du logiciel d'optimisation GAMS pour les instances de petite taille. Les résultats ont fait ressortir que le NSGAI surpassait le MOPSO en termes de qualité des solutions.

1.2.4 L'optimisation multi-dépôt dans la modélisation des problèmes de localisation-routage pour les systèmes de distribution multi-échelons

Seulement huit articles au nombre des articles recensés intègrent l'aspect multi-dépôt dans les LRP multi-échelons. Il s'agit des articles suivants déjà évoqués dans les sections précédentes : Boccia et al. (2011), Crainic et al. (2011), Contardo et al. (2012) (section 1.2.3.1), Zhao et al. (2018) (section 1.2.3.2), Govindan et al. (2014), Gholipour et al. (2019), Du et al. (2022) et Govindan et al. (2023) (section 1.2.3.2).

1.3 Discussion sur les lacunes de la littérature

La revue de la littérature exposée ci-dessus, démontre de l'importance qui a été accordée et de l'emphase qui est mise sur l'optimisation intégrée de la localisation des plateformes logistiques et de la conception des flux de transport - qui est traitée dans les problèmes appelés LRP - dans la quête de la réduction des coûts et des meilleures décisions, en matière de conception de systèmes de distribution multi-échelons performants en milieu urbain. Cela est reflété à travers le grand nombre de récentes publications qui se consacrent au LRP multi-échelon. Cependant,

malgré le nombre relativement élevé d'études portant sur le LRP multi-échelon, les aspects que nous avons évoqués à la section 1.1, dont la prise en compte dans les modèles de LRP multi-échelons est ressortie des conclusions de certains travaux de recherche comme pouvant conduire à une meilleure conception des réseaux de distribution de marchandises en milieu urbain, restent encore très peu ou pas abordés.

Nous n'avons identifié qu'un seul 2E-LRP qui intègre la synchronisation des temps d'arrivée des véhicules des deux échelons aux satellites, alors que cet aspect est considéré par un nombre relativement important d'études portant sur le sujet du VRP. De plus, parmi les VRP qui intègrent la synchronisation temporelle des véhicules, certains ont considéré la minimisation du temps d'attente des véhicules aux satellites. Cependant, dans le seul LRP intégrant la synchronisation temporelle des véhicules aux satellites que nous avons identifié, la minimisation du temps d'attente aux satellites, a été omise. Alors que, la minimisation du temps d'attente des véhicules aux satellites est nécessaire, afin d'éviter les temps d'attente longs, qui peuvent perturber le trafic environnant les satellites et de générer de la congestion et de la pollution additionnelles. Cela est d'autant plus nécessaire que, du fait du manque d'espace, du coût élevé des terrains disponibles en milieu urbain, pour réduire les coûts, ce sont des infrastructures existantes telles que les dépôts d'autobus, parc de stationnement, places de stationnement sur rue et trottoirs, etc., qui offrent des espaces et temps de stationnement très limités et qui ne sont dotés d'aucune capacité de stockage de marchandises, qui sont généralement utilisées pour les satellites. L'optimisation multi-objectif des LRP multi-échelons, prenant en compte une flotte hétérogène de véhicules pour permettre de réaliser un arbitrage entre les objectifs contradictoires que sont le coût et les émissions de CO₂, est également peu traité dans la littérature. Les dépôts multiples sont également très rarement considérés dans la modélisation des 2E-LRP.

Ces lacunes ci-dessus discutées dans littérature, justifie l'opportunité de développer une approche de modélisation d'un LRP multi-échelon intégrant: (i) la synchronisation temporelle des véhicules aux satellites avec une minimisation et une majoration du temps d'attente des véhicules; (ii) une optimisation multi-objectif qui prend en compte une flotte hétérogène de

véhicules en termes de prix d'acquisition et d'émissions de CO₂; (iii) la considération de dépôts multiples au premier échelon. Notre étude vise le développement d'un tel modèle, qui va offrir aux prestataires de service de la LU et aux décideurs des politiques publiques de transport, un outil leur permettant de pouvoir réaliser les meilleures décisions en matière de planification, conception et l'exploitation de réseaux de distribution urbaine performants, pour une meilleure organisation du TUM.

Un modèle avec les spécifications ci-dessus, va aussi s'avérer être NP-difficile parce qu'étant une variante du LRP, qui est lui-même, un problème NP-difficile. L'utilisation d'un algorithme exact pour résoudre le problème, ne va permettre de résoudre que des instances de petites et moyennes tailles. Le recours à un algorithme à base d'heuristique est donc une solution inévitable, pour pouvoir résoudre de manière efficiente les instances de grande échelle dans des temps d'exécution raisonnables. A travers leurs analyses de la littérature, Doerner et Schmid (2010), Ball (2011), et Archetti et Speranza, 2014 ont fait ressortir l'efficacité de l'approche matheuristique pour la résolution des problèmes de routage. Nous n'avons cependant recensé aucune étude ayant exploré la méthode matheuristique pour la résolution de LRP multi-objectif multi-échelle. Le développement d'une matheuristique pour résoudre le modèle ci-dessus évoqué, que nous envisageons construire dans le cadre de cette étude, est donc opportun pour évaluer l'efficacité de l'approche matheuristique dans la résolution des LRP multi-objectifs multi-échelons, et pour pouvoir disposer d'un algorithme matheuristique de pointe pour la résolution des LRP multi-objectifs multi-échelons, plus performant que les algorithmes heuristiques et métaheuristiques existants.

CHAPITRE 2

INTEGRATED STRATEGIC AND TACTICAL DESIGN OF MULTI-ECHELON CITY DISTRIBUTION SYSTEMS WITH VEHICLES SYNCHRONIZATION: A CASE OF THE GREATER MONTRÉAL AREA

Viviane Agnimo^a, Mustapha Ouhimmou^b, Marc Paquet^c, Julio Montecinos^d

^{a, b, c, d} Département de Génie des systèmes, École de technologie supérieure,
1100 Rue Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, H3C 1K3, Canada

Article publié dans le journal « *Computers & industrial engineering* », juillet 2023

Abstract

The sharp increase in e-commerce volume drives the explosive demand growth for urban parcel delivery. Consequently, more and more logistics service providers (LSP) are moving toward establishing more distribution centres in customers' vicinity within metropolitan areas to ensure fast deliveries to online shoppers and reduce costs. Such LSP seeks to optimize the design of their multi-echelon distribution systems by finding the best satellite locations and vehicle routing solutions. However, since satellites have limited parking and no storage spaces, synchronizing the vehicles' arrival times at these facilities and minimizing their waiting times to be loaded/unloaded are essential in designing multi-echelon distribution systems. This study proposes a new Two Echelons Location Routing problem (2E-LRP) model that incorporates vehicles' temporal synchronization at satellites through minimization and setting of a maximum duration to the second echelon vehicle's waiting times, which had not until now been dealt with in 2E-LRP literature. The 2E-LRP new extension is called Two-Echelon Capacitated Location Routing Problem with Vehicles Synchronization (2E-CLRPVS), and the Binary Variable Fixing (BVF) method is proposed to solve it. To assess the validity and applicability of the 2E-CLRPVS model and the efficiency and robustness of the proposed solving method, we conducted computational experiments for a network with up to 99 customers and 5 five satellites based on data from the Great Montreal area in Canada. We also

conducted an extensive sensitivity analysis of some critical parameters of the problem to provide some interesting managerial insights regarding multi-echelon urban distribution network design decision-making.

Keywords: City Logistics, Two-echelon distribution systems, Satellites location, Transportation plan design, Synchronization, Exact method with binary variable fixing.

2.1 Introduction

Since 2018, the percentage of the world's population living in urban areas has exceeded 50% and is projected to keep growing (United Nations, 2019). The economies of scale provided by the large population living in urban areas offer great business opportunities, translating into an increase in the need to move goods and people. Concomitantly, e-commerce has been experiencing a real boom over the last few years, with world Business to Customer (B2C) sales which have quadrupled from 2011 to 2020, rising from 1.014 to 4.213 trillion US dollars and are projected to reach 7.385 trillion US dollars in 2025 (Ecommerce Foundation, 2015; eMarketer, 2021). To compete with each other and with traditional brick-and-mortar retailers, e-commerce retailers often offer very short delivery times, which increases the number of freight movements within cities (Huang et al., 2018; Savelsbergh and Van Woensel, 2016).

The consequence of the increasing freight traffic and its conflicts arising with passengers' traffic for the sharing of urban roads and parking spaces of limited capacity and for which there are few possibilities for extension, results in a rise in the level of congestion, road insecurity, air pollution and noise nuisance emissions. Therefore, last-mile delivery operations are considered the least efficient because of being the most polluted and expensive, accounting for 41% of overall costs (Capgemini Research Institute, 2019).

City Logistics (CL) has emerged from the awareness and the willingness to reduce the number of freight vehicle trips within cities without penalizing cities' supply key to their economic growth. The first initiatives deriving from the CL concept consisted of locating logistics

platforms called City Distribution Centers (CDCs) on the outskirts of cities for carriers' coordination and consolidating their shipments in same vehicles to make bundled deliveries from the CDC, forming a one-echelon distribution system. Those first initiatives have proved inefficient for large cities. Indeed, for such cities, due to the long distances from the CDC in the outer urban area to the city centre, and as many cities have implemented access restrictions for freight vehicles size, this distribution scheme leads to an increase in total vehicle kilometres; a load of a large full truck having to be shared out several smaller trucks to travel long distances. Consequently, this increases congestion, pollution, and cost (Quak and Tavasszy, 2011; Taniguchi et al., 2016). For that reason, multi-echelon distribution systems have been recommended in the context of large cities (Bektaş et al., 2017; Crainic et al., 2009a).

Most papers dealing with the multi-echelon logistics system have modelled it as the two-echelon system (Li et al., 2020a; Perboli et al., 2011). In a two-echelon logistics system, the first level of the logistics network is a set of CDCs located on the outskirts of the city area, while the second level consists of a set of intermediate facilities much smaller than CDCs called satellites located in customers' vicinity within the city area. Large trucks serve satellites from CDCs. Freight is transhipped and consolidated into much smaller vehicles to operate final deliveries to customers from satellites. In most cases, vehicles used in the second echelon are environment-friendly (electric cars, electric tricycles, etc.) (Cattaruzza et al., 2017; Huang et al., 2018; Savelsbergh and Van Woensel, 2016). The size of those vehicles is also chosen in most cases to enable deliveries in historic parts of cities with narrow and congested streets (Cattaruzza et al., 2017).

When designing two-echelon distribution systems, to efficiently reduce the high last-mile delivery costs, critical decisions must be taken at the strategic planning level, such as the determination of the number and location of satellites (Baldi et al., 2012; Rahmani et al., 2015). The complexity of the CL system involving several stakeholders, facilities layers, diverse vehicle fleets or transportation nodes, requires in addition to the strategic planning decisions, tactical planning decisions such as assigning customers to the logistics facilities, designing

transportation plans and schedules needed to transport customer shipments (Bektaş et al., 2017; Crainic et al., 2009a; Hewitt et al., 2019; Hu et al., 2020). However, as pointed out by Salhi and Rand (1989), those two levels of planning are strongly intertwined decision levels which must be optimized jointly because making them independently may result in a suboptimal design solution and a substantial increase in total costs. From this has emerged what has been called Location Routing Problem (LRP), combining Facilities Location Problem (FLP) as strategic decisions level and Vehicle Routing Problem (VRP) as tactical decisions level (Cattaruzza et al., 2017; Huang, 2015; Koç et al., 2016; Rahmani et al., 2015). In the case of two-echelon CL systems, LRP is referred to in the literature as 2E-LRP (Two-echelon Location Routing Problem) (Drexl and Schneider, 2015; Rahmani et al., 2015). Logistics services providers, driven by the boom in e-commerce, are switching toward establishing more fulfillment centres near high-consumption zones close to urban centres, creating a need for new decision support systems. This need had much attention from the academic community in 2E-LRPs (See Prodhon and Prins (2014) and Drexl and Schneider (2015) for reviews).

At the tactical planning level, two-echelon systems design requires more complex transportation plan design models than single-echelon systems. Advanced models are needed to explicitly consider interactions between the two echelons, such as synchronizing both echelons' vehicle fleets at satellites (Crainic et al., 2009a; Crainic and Sgalambro, 2014). Indeed, due to the lack of space and the high cost of land in inner city areas for new infrastructure construction, generally, existing facilities such as bus terminals, parking lots, sidewalks, etc., which have very limited waiting space and no freight storage capacity, are used for satellite. Thus, this requires temporal synchronization of vehicles of both echelons by coordinating their schedules to avoid their long dwell times at satellites which may disrupt surrounding traffic and generate congestion and pollution (Crainic et al., 2009a; Grangier et al., 2014; Nguyen et al., 2015). However, while temporal synchronization has been considered by a large number of papers on 2E-VRP, despite the quite significant body of literature on 2E-LRP, the vehicle's temporal synchronization is rarely addressed in 2E-LRP studies (Bektaş et al., 2017; Drexl and Schneider, 2015). In addition, studies addressing the vehicle's temporal synchronization in 2E-LRP ignore aspects related to vehicle waiting time minimization.

Therefore, the current paper addresses this gap in the existing scientific literature related to 2E-LRP.

The principal contributions of our research are the following. First, we develop a large-scale mixed integer linear programming model (MILP) incorporating vehicle temporal synchronization constraints through minimization and the maximum vehicle waiting time limitation at satellites as part of the integrated strategic and tactical CL last-mile network's design. The novel problem proposed is denoted Two-Echelon Capacitated Location Routing Problem with Vehicles Synchronization (2E-CLRPVS). Second, we propose an exact method based on location-allocation binary variable fixing to solve the model. For this purpose, we derived a location-allocation sub-model from the 2E-CLRPVS denoting Two-Echelon Location-Allocation Problem (2E-LAP). Third, we conduct extensive computational experiments and sensitivity analysis based on the case study of the greater Montréal area to deeply understand the interactions between the problem's key components and provide managerial insights.

The remainder of the paper is organized as follows. Section 2 briefly reviews the literature on multi-echelon CL physical network and transportation services design modelling. Section 3 describes the proposed problem and its mathematical formulation. The solution method of the problem is presented in Section 4, followed in Section 5, by extensive computational experiments and discussions, including sensitivity analysis conducted on the case of Great Montreal, to evaluate the applicability, the validity of the model, the efficiency, and the robustness of the solution method. Finally, conclusions on our findings, managerial insights, limitations of our approach and future research avenues are given in Section 6.

2.2 Literature review

2.2.1 State of the art of strategic and tactical multi-echelon CL network design modelling efforts

This section presents the research on synchronization consideration in the multi-echelon CL network design models. Indeed, two-echelon distribution systems require more advanced vehicles routing models comparatively to single-echelon systems to explicitly address the interactions between the two echelons, such as the synchronization mechanisms at satellites (Crainic et al., 2009a; Crainic and Sgalambro, 2014). The synchronization types commonly used to address interdependence between the two echelons are load and operation synchronization. Load synchronization is identified in the literature with split delivery. It consists of enforcing product flows and the balance constraints to ensure that the quantity of the split deliveries made to a satellite, or a customer satisfies its demand. Operation synchronization is also identified by the temporal synchronization related to transit time windows at a satellite of both echelons' vehicles (Drexler, 2012; Gu et al., 2022). In the 2E-CLRPVS, only temporal synchronization is considered.

Some papers on 2E-VRPs have temporal synchronization constraints (see Drexler, 2012). In contrast, we found only one paper considering temporal synchronization aspects in 2E-LRPs, namely Mirhedayatian et al. (2021). A decomposition-based heuristic was developed to solve the model. However, the vehicles' waiting time estimation was omitted. No minimization and restriction were imposed on vehicle waiting time, and no limitation was imposed on the vehicle and satellite capacities.

In the 2E-LRPs presented by Breunig et al. (2016), Crainic et al. (2021) and Gandra et al. (2021), synchronization has been limited to load synchronization. Their problems were solved by employing the Large Neighbourhood search (LNS) based heuristic by Breunig et al. (2016), an exact method through CPLEX by Crainic et al. (2021), Clarke and Wright (1964) savings based heuristic algorithm by Gandra et al. (2021).

In the remaining 2E-LRP papers, synchronization aspects were not considered. Boccia et al. (2010, 2011), and Crainic et al. (2011) were the first to propose mathematical models for 2E-LRP in the form of one-, two- and three-index variable formulations. The problem was solved using Tabu Search (TS) by Boccia et al. (2010), the XPress-MP solver by Boccia et al. (2011) and Crainic et al. (2011). Contardo et al. (2012) introduced a two-index vehicle-flow 2E-LRP and explored a branch-and-cut algorithm and an adaptive large-neighbourhood search (ALNS) to solve it. Jiao et al. (2013) presented a 3E-LRP and addressed the problem combining the genetic algorithm (GA) and taboo research. Rahmani et al. (2015) investigated a 2E-LRP considering pickup and delivery demands and multi-product demands of customers. A comparison was made between three solution methods, namely, Nearest Neighbour Heuristics (NNH), Best Sequential Insertion Heuristics (BSIH), and the Hybrid Clustering Algorithm (HCA). Pichka et al. (2018) formulated three mixed-integer linear programs (MILP) for a two-echelon open location routing problem (2E-OLRP) and used IBM ILOG CPLEX and a hybrid simulated annealing (SA) heuristic for their solution. Saragih et al. (2019) propose a three-echelon location-inventory-routing problem (LIRP) and explore two-stage heuristics based on SA for its solving. Snoeck and Winkenbach (2020) established a two-stage stochastic MILP that accounted for demand uncertainty and operational flexibility in physical distribution and solved it using Gurobi Optimizer 6.5.1. Yu et al. (2020) implemented an improved non-dominated sorting genetic algorithm with directed local search (INSGA-dLS), in which different objectives can be flexibly defined by combining the different types of costs to formulate either bi-objective or tri-objective optimization.

More recently, Fallahtafti et al. (2021) proposed a capacitated multi-period multi-objective LRP for cash-in-transit logistics that minimizes the cost and the risk incurred by the vehicles. They solved the problem using the augmented epsilon-constraint 2 (AUGMECON2) and several metaheuristics, including non-dominated sorting genetic algorithms II and III (NSGAI and NSGAIII), the strength of Pareto evolutionary algorithm 2 (SPEA2), indicator-based evolutionary algorithm (IBEA), and archived multi-objective simulated annealing (AMOS) combined with a modified Clarke–Wright saving algorithm. Jin Xin et al. (2021) constructed a hybrid heuristic algorithm embedding Variable Neighbourhood Search (VNS) into TS to

address a 2E-LRP in the context of biomass logistics systems. Wang et al. (2021c) and Wang et al. (2021b) and formulated a bi-objective 2E-LRP model that considers transportation resource sharing among logistics facilities and operating cost and number of vehicles minimization. To address their models, they constructed a two-stage hybrid algorithm including k-means clustering and multi-objective improved particle swarm optimization (MOIPSO) algorithm.. Wu et al. (2021) presented a multi-period two-echelon LIRP incorporating time windows and fuel consumption. A two-stage hybrid metaheuristic comprising a GA and a gradient descent algorithm was designed to tackle the problem. Yiyi et al. (2021) modelled the multi-type bio-waste transportation system as a 2E-LRP and formulated a MIP model.

Cheng et al. (2022) introduced a multi-period 2E-LRP for disaster waste clean-up and solved it using a GA. Du et al. (2022) formulated a multi-objective LRP for horizontal cooperation among online parcel express delivery companies minimizing operation costs and carbon emissions and maximizing customer satisfaction. A multi-objective hybrid heuristic combining the immune algorithm (IA) and improved non-dominated genetic sorting algorithm II (IA-iNSGA-II) was constructed to address this problem. Ji et al. (2022) designed a bi-objective model for 3E-LRP that tackled the trade-offs between the total cost and the carbon-capped difference and solved it using a multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) heuristic. The MOPSO heuristic has also been used by Hashemi et al. (2022) in combination with NSGAI to tackle a multi-objective model for 3E-LRP in which uncertainty in route traffic status was considered. Lv et al. (2022) implemented a fuzzy correlation arc-based adaptive variable neighbourhood search (FCA-AVNS) algorithm to address a variant of 2E-LRP. Mohebban-azad et al. (2022) presented a three-echelon LIRP for automotive industry supply chain network design to minimize the total inventory costs and supply chain disruption cost. Lagrange Relaxation Algorithm was proposed to solve the problem. Tian and Hu (2022) developed a branch-and-price algorithm for solving a 2E-LRP, in which satellites are selected from the set of customers. Xu et al. (2022) investigated a multi-cycle 2E-LRP for reverse logistics and constructed a dual objective function optimization model that minimizes both the cost and the negative social utility. A particle swarm optimization embedded into a multi-

objective immune genetic algorithm (PSO-MOIGA) was explored as a solution method. Song and Wu (2023) considered a three-echelon LIRP. They applied a two-stage heuristic algorithm based on SA to address the model formulated.

The temporal synchronization of 1st-Echelon Vehicles (1EVs) and 2nd-Echelon Vehicles (2EVs) at satellites has been widely addressed in the literature relating to 2E-VRP. The works of Crainic et al. (2009a) are the first to present a 2E-VRP model incorporating temporal synchronization aspects. No solution method was proposed but only promising orientations for the algorithmic approach. Nguyen et al. (2015) proposed a TS to solve a 2E-VRP with pickup and delivery operations, delivery time windows, multiple trips on the second echelon and vehicle synchronization. Amaral and Aghezzaf (2015) formulated a two-tiered CL network design model in which vehicles of the two layers were interconnected synchronously at satellites and solved it using AMPL (A Mathematical Programming Language). Crainic et al. (2016) formulated a two-stage stochastic programming accounting for demand uncertainty and synchronization of vehicles at satellites and solved it using decomposition heuristics. Li et al. (2018) and Li et al. (2020a) focused on a 2E-VRP considering the variation of satellites' transshipment capacity in real-time according to transshipment and consolidation operations, and the synchronous meeting of both echelons' fleet at satellites. A heuristic combining the Clark-Wright Saving algorithm (CW) and VNS was proposed as a solution method. Hof and Schneider (2021), Moshref-Javadi et al. (2021) and Li et al. (2022) addressed a 2E-VRP that employs the large 1EVs as mobile satellites for smaller 2EVs. Movements of both echelons' vehicles are synchronized to enable them to convene at appointed times at transferring points, including customer locations. As solution methods, they employed a metaheuristic algorithm for Hof and Schneider (2021), an ALNS algorithm for Moshref-Javadi et al. (2021), and a Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) combined with a VNS for Li et al. (2022). Dellaert et al. (2021) proposed a 2-path formulation for a two-echelon capacitated vehicle routing problem (2E-CVRP) with vehicles synchronization at satellites and solved it using the branch-and-price approach. Li et al. (2021) formulated a 2E-VRP for intercity line haul incorporating satellite bi-synchronization constraints and used CPLEX solver and a modified ALNS to address the problem. Jia et al. (2022) formulated a 2E-VRP with satellite

synchronization constraints and addressed it using Gurobi and an ALNS. Marques et al. (2022) proposed a branch-cut-and-price algorithm to solve a 2E-CVRP in which storage capacities were considered at satellites, and that includes precedence constraints for operation synchronization with precedence at satellites.

Among studies addressing temporal synchronization in 2E-VRP, some authors considered vehicle waiting time at satellite minimization. Grangier et al. (2014) included the minimization of vehicle dwell time at a satellite in the metaheuristic algorithm they implemented to solve the 2E-VRP model they formulated. The model of Grangier et al. (2014) was extended by Anderluh et al. (2017), Anderluh et al. (2019a) and Anderluh et al. (2019b). They added constraints related to vehicle waiting time which was calculated as the difference between arrival times of 1EVs and 2EVs at satellites, incorporated bound on that waiting time and minimized it in the objective function as a part of the time-related cost. As a solution method, they applied a GRASP with path relinking. Li et al. (2016a), Li et al. (2016b) and Li et al. (2020b) also minimized vehicle waiting time at satellites as a penalty waiting cost in the objective function. The problems introduced by Li et al. (2016a), Li et al. (2016b) arise in intercity line haul-delivery systems and a Clarke and Wright saving heuristic algorithm (CW) improved by the local search phase was explored as a solution method. The problem of Li et al. (2020b) arises in drone-delivery systems where drones are dispatched from vans serving as mobile satellites, and an ALNS algorithm was employed for its solving. Wang et al. (2021a) investigated a multi-objective 2E-VRP for collaboration among logistics operators in which vehicle waiting times at the satellite were minimized in one objective function as a part of the complete comprehensive service waiting time of all trips. A three-dimensional k-means clustering complemented by an improved reference point-based non-dominated sorting genetic algorithm-III (IR-NSGA-III) was used to solve the problem

2.2.2 Gaps in the Literature on Multi-echelon City Logistics Network Design at Strategic and Tactical Levels of Planning

Table 2.1 in the following provides a comparative analysis of different strategic and tactical multi-echelon CL network design models formulated in the existing literature and the solution approaches adopted to highlight the research gap and the innovations brought by our research. Regarding the literature review, it can be found that while the vehicle's temporal synchronization aspect has been intensively addressed in 2E-VRPs, despite the abundant 2E-LRP studies, only one paper considers that aspect in the 2E-LRP framework. However, lots of papers, including Crainic et al. (2009a), Crainic and Sgalambro (2014), Cuda et al. (2015), Drexl and Schneider (2015), Savelsbergh and Van Woensel (2016), Bektaş et al. (2017), Cattaruzza et al. (2017), and Pichka et al. (2018) highlighted vehicles temporal synchronization at satellites in two-echelon routing problems as an aspect worthwhile to investigate. Moreover, while for cost reduction purposes, satellite facilities have no storage capacity and some vehicles may thus potentially experience waiting times, a decision on incorporating a limit on or minimizing vehicles waiting time at the satellite is not included in the only 2E-LRP that considers vehicles' temporal synchronization whereas some 2E-VRP studies consider this aspect. Therefore, this paper aims to fill up this research gap by formulating a 2E-LRP model integrating temporal synchronization between vehicles of both levels via explicit determination of vehicles waiting time at satellites, minimization, and imposition of a maximum bound on this time, in order to provide practitioners and decision-makers with valuable tools for more practical, cost-efficient and sustainable CL network design.

Table 2.1 Overview of features of relevant multi-echelon CL network design models at strategic and tactical levels of planning in literature

Reference	Supply Chain (SC) Echelons	SC Decision Level		Synchronization Type			Solution Method	
		Strategic	Tactical	Load	TUCVWT	TVWTM	Exact	Heuristic/ Metaheuristic
Crainic et al. (2009a)	2		✓		✓			-
Boccia et al. (2011)	2	✓	✓				✓	
Crainic et al. (2011)	2	✓	✓				✓	
Contardo et al. (2012)	2	✓	✓				✓	✓
Jiao et al. (2013)	3	✓	✓					✓
Grangier et al. (2014)	2		✓			✓		✓
Amaral and Aghezzaf (2015)	2		✓		✓		✓	
Nguyen et al. (2015)	2		✓		✓			✓
Rahmani et al. (2015)	2	✓	✓					✓
Breunig et al. (2016)	2	✓	✓	✓				✓
Crainic et al. (2016)	2		✓		✓			✓
Li et al. (2016a)	2		✓			✓		✓
Li et al. (2016b)	2		✓			✓	✓	✓
Anderluh et al. (2017)	2		✓			✓		✓
Li et al. (2018)	2		✓		✓		✓	✓
Pichka et al. (2018)	2	✓	✓				✓	✓
Anderluh et al. (2019a)	2		✓			✓		✓
Anderluh et al. (2019b)	2		✓			✓		✓
Saragih et al. (2019)	3	✓	✓				✓	✓
Li et al. (2020a)	2		✓		✓		✓	✓
Li et al. (2020b)	2		✓			✓		✓
Snoeck and Winkenbach (2020)	2	✓	✓					✓
Yu et al. (2020)	2	✓	✓					✓
Cao et al. (2021)	2	✓	✓					✓
Crainic et al. (2021)	2	✓	✓	✓			✓	
Dellaert et al. (2021)	2		✓		✓		✓	
Fallahtafii et al. (2021)	2	✓	✓					✓
Gandra et al. (2021)	2	✓	✓	✓				✓
Hof and Schneider (2021)	2		✓		✓			✓
Li et al. (2021)	2		✓		✓		✓	✓
Mirhedayatian et al. (2021)	2	✓	✓		✓			✓
Moshref-Javadi et al. (2021)	2		✓		✓			✓
Wang et al. (2021a)	2		✓			✓		✓
Wang et al. (2021b)	2	✓	✓					✓
Wang et al. (2021c)	2	✓	✓					✓
Wu et al. (2021)	2	✓	✓					✓
Yiyi et al. (2021)	2	✓	✓					-
Cheng et al. (2022)	2	✓	✓				✓	✓
Du et al. (2022)	2	✓	✓					✓
Hashemi et al. (2022)	3	✓	✓					✓
Ji et al. (2022)	3	✓	✓					✓
Jia et al. (2022)	2		✓		✓		✓	✓
Li et al. (2022)	2		✓		✓			✓
Lv et al. (2022)	2	✓	✓					✓
Marques et al. (2022)	2		✓	✓	✓		✓	
Mohebban-azad et al. (2022)	3	✓	✓					✓
Tian and Hu (2022)	2	✓	✓					✓
Xu et al. (2022)	2	✓	✓					✓
Song and Wu (2023)	3	✓	✓				✓	✓
This present paper	2	✓	✓			✓	✓	

TUCVWT: Temporal Synchronization with Unconstrained Vehicles Waiting Times at satellites

TVWTM: Temporal Synchronization with Vehicles Waiting Times at satellites Minimization

2.3 Problem Description and Mathematical Formulation

The Two-Echelon Capacitated Location Routing Problem with Vehicles Synchronization (2E-CLRPVS) studied in this paper considered two CDCs with a known location at the outskirts of the city area representing 1st-echelon facilities and a set of satellites in the customer's vicinity within the city area, representing 2nd-Echelon facilities and which location must be selected among potential sites. Parcels are assumed to have a standardized same size. CDCs and satellites have limited capacities regarding the number of units of products (parcels) that can be processed simultaneously. Each CDC owns a homogeneous fleet of m_1 1EVs with capacity K_1^F units of products. Each satellite owns a homogeneous fleet of m_2 2EVs with capacity K_2^F units of products being smaller than 1EVs'. All Freight from different suppliers to customers located within the city area is received at CDCs and transhipped and consolidated into 1EVs to serve satellites. This defines the *1st-echelon routes*. Each 1st-echelon route starts from a CDC, may serve several opened satellites, and returns at the initial starting depot. At satellites, freight from CDSs is transhipped again into 2EVs to deliver to customers. This defines the *2nd-echelon routes*. Each second-echelon route starts from an opened satellite, may serve several customers, and returns to the initial starting satellite. An illustrative representation of a two-echelon network modelled by the 2E-CLRPVS is given in Figure 2.1 in the following:

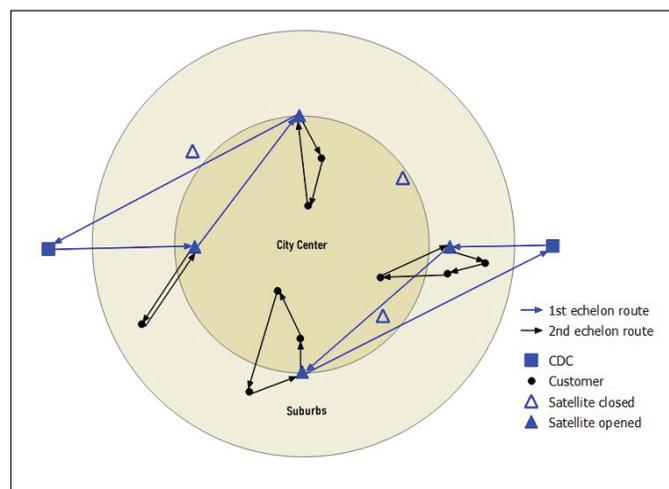


Figure 2.1 Illustrative representation of the two-echelon network modelled in the 2E-CLRPVS

Split delivery is not allowed at the 1st and 2nd echelons, so each satellite and each customer cannot be visited by more than one, respectively, 1st and 2nd echelon routes for serving the same demand. The satellites in our modelling are supposed to have minimal waiting space for vehicles and no storage space. Thus, synchronization is required to ensure that 2EVs arrive before 1EVs and to limit the waiting time of 2EVs, as in the 2E-CLRPVS, waiting of 1EVs is not allowed. Only 2EVs must wait at transshipment facilities. The 2E-CLRPVS aims to allow the choice of the locations of satellites to be operated among potential sites, to make assignment of opened satellites to CDCs and customers to the opened satellites, to build 1st and 2nd echelon routes while minimizing an objective function comprising the total cost. The total cost includes the opening and operating costs of satellites, operating costs of 1EVs and 2EVs, freight handling costs (cost for loading and unloading operations) at CDCs and satellites, and penalty costs for the 2EVs' waiting times at satellites. The 2E-CLRPVS features temporal synchronization of vehicles at satellites by minimizing the waiting times of 2EVs through penalty costs imposed on that waiting time in the objective function and setting a maximum duration on it as a constraint. These synchronization features give our model a more realistic character than the traditional 2E-LRP. For the operating cost of vehicles, we consider the exploitation cost per kilometre, which is the sum of fixed costs (vehicle amortization, office leases, insurances, fixed employee payroll, permits, taxes, etc.) and variable costs (fuel, tires, maintenance, repairs, tolls, driving staff payroll and fees, etc.). We assumed unit penalties per hour for 2EVs' waiting times equal half 2EVs' exploitation costs per kilometer multiplied by 2EVs' average speed.

Notations used in our mathematical model for sets and parameters are as follows:

$n \in N$	Set of the network nodes
$d \in N_D$	Set of the two CDCs nodes ($N_D \subset N$)
$s \in N_S$	Set of potential satellites nodes ($N_S \subset N$)
$c \in N_C$	Set of customers nodes ($N_C \subset N$)
$(i, j) \in A$	Set of the network arcs
A_d^l	Set of arcs between CDC $d \in N_D$ and satellites served by this CDC and between those satellites ($A_d^l \subset A$)

$A^1 = \bigcup_{d \in N_D} A_d^1$	Set of 1st echelon arcs ($A^1 \subset A$)
A_s^2	Set of arcs between each satellite $s \in N_S$ and its customers and between customers served by this satellite ($A_s^2 \subset A$)
$A^2 = \bigcup_{s \in N_S} A_s^2$	Set of second-level arcs ($A^2 \subset A$)
$f \in F$	Set of all vehicles available in the network
$\tau \in F_d^T$	Set of homogeneous 1 st -echelon vehicles available at each CDC $d \in N_D$ ($F_d^T \subset F$)
$\tau \in F^T = \bigcup_{d \in N_D} F_d^T$	Set of vehicles available at the 1 st -echelon ($F^T \subset F$)
$v \in F_s^V$	Set of homogeneous 2 nd -echelon vehicles available at each satellite $s \in N_S$ ($F_s^V \subset F$)
$v \in F^V = \bigcup_{s \in N_S} F_s^V$	Set of vehicles available at the 2 nd -echelon ($F^V \subset F$)
t_0	Beginning of the time horizon
q_c	Demand of customer $c \in N_C$ (in units of product)
K_n^F	Capacity of vehicles of each CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ (in units of product)
K_n^{LP}	Capacity of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ (in units of product)
m_1	Number of 1 st -echelon vehicles
m_2	Number of 2 nd -echelon vehicles
r_n	The maximum number of roads starting from each CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$
c_s^O	The operation cost of each potential satellite $s \in N_S$
c_1^E	Exploitation cost per kilometer of 1 st -echelon vehicles (sum of variable and fixed operating costs)
c_2^E	Exploitation cost per kilometer of 2 nd -echelon vehicles (sum of variable and fixed operating costs)
c_n^H	Cost of handling (loading or unloading) of a unit of product at site $n \in N_D \cup N_S$
s^V	The average speed of 2 nd -echelon vehicles

t_1^H	Unloading time 1 st -echelon vehicles at satellites
t_2^H	Loading time 2 nd -echelon vehicles at satellites
t_2^S	Service time of 2 nd -echelon vehicles at customer locations
t_{ij}^{nf}	Travel time of vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ from node $i \in N$ to node $j \in N$
δ_{ij}^{nf}	Distance travelled by vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ from node $i \in N$ to node $j \in N$
t_s^A	Arrival time at satellite $s \in N_S$ of assigned 2 nd -echelon vehicles from the depot for the first route
t_{max}^W	The maximum waiting time of 2 nd -echelon vehicles at each satellite
M	A large enough positive number

Notations used in our mathematical model for decision variables are as follows:

$Y_s = 1$	If a satellite is located on-site $s \in N_S$ otherwise 0
$X_{ij}^{nf} = 1$	If the vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ travels from node $i \in N$ to node $j \in N$ otherwise 0
$\lambda_{ds} = 1$	If CDC $d \in N_D$ serves the satellite $s \in N_S$ otherwise 0
$Z_{sc} = 1$	If the customer $c \in N_C$ is served by satellite $s \in N_S$ otherwise 0
T_{nfi}^A	Arrival time of vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ at node $i \in N$
T_n^D	The departure time of vehicles from CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$
T_s^W	Waiting time at node $s \in N_S$ of 2 nd -echelon vehicles
Q_{ij}^{nf}	The load carried by vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ from node $i \in N$ to node $j \in N$
$D_s = \sum_{c \in N_C} q_c Z_{sc}$	The amount of freight passing through each satellite $s \in N_S$
$D_d = \sum_{s \in N_S} D_s \lambda_{ds}$	The amount of freight passing through each CDC $d \in N_D$
$m_s = \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} X_{si}^{sv}$	Number of 2 nd -echelon vehicles used at satellite $s \in N_S$
$\mu_s = 1$	only if $m_s > 0$ otherwise 0

L_i^{nf}

A slack variable used in sub-tour elimination constraint, $f \in F, i, n \in N$

The model is formulated as follows:

The Objective Function:

$$\text{Min} \left(\begin{aligned} & \sum_{s \in N_S} c_s^O Y_s + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i, j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} c_1^E \delta_{ij}^{d\tau} X_{ij}^{d\tau} + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i, j \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} c_2^E \delta_{ij}^{sv} X_{ij}^{sv} \\ & + \sum_{d \in N_D} c_d^H D_d + \sum_{s \in N_S} c_s^H D_s + \sum_{s \in N_S} T_s^W \left(\frac{c_2^E}{2} \right) s^V \end{aligned} \right) \quad (2.1)$$

Subject to :

$$\sum_{s \in N_S} X_{ds}^{d\tau} = \sum_{s \in N_S} X_{sd}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \quad (2.2)$$

$$\sum_{s \in N_S} X_{ds}^{d\tau} \leq 1 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \quad (2.3)$$

$$\sum_{\tau \in F_d^T} X_{ij}^{d\tau} + \lambda_{di} + \sum_{\substack{k \in N_D \\ k \neq d}} \lambda_{kj} \leq 2 \quad \forall d \in N_D, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (2.4)$$

$$\sum_{c \in N_C} X_{sc}^{sv} = \sum_{c \in N_C} X_{cs}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V \quad (2.5)$$

$$\sum_{c \in N_C} X_{sc}^{sv} \leq 1 \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V \quad (2.6)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} X_{ij}^{sv} + Z_{si} + \sum_{\substack{k \in N_S \\ k \neq s}} Z_{kj} \leq 2 \quad \forall s \in N_S, i \in N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (2.7)$$

The objective function (2.1) minimizes the total cost, which is the sum of CDCs and satellites' operating costs, vehicle operation costs, cargo handling costs at CDCs and satellites, and penalty costs for 2nd-echelon vehicle waiting times. Constraints (2.2) and (2.3) enforce that each 1st-echelon vehicle starts and ends his route at the same CDC, whereas constraint (2.4) is

required to forbid the formation of routes that do not start and end at the same CDC. Constraints (2.5), (2.6), and (2.7) enforce the same as previous constraints for the 2nd echelon.

$$X_{ij}^{nf_1} + \sum_{\substack{f_2 \in F \\ f_2 \neq f_1}} \sum_{\substack{k \in N \\ j \neq n}} X_{jk}^{nf_2} \leq 1 \quad \forall n \in N, f_1 \in F, i \in N, j \in N_S \cup N_C, i \neq j \quad (2.8)$$

Constraints (2.8) ensure that each satellite or each customer is respectively assigned to only one 1st-echelon or 2nd-echelon vehicle.

$$\sum_{d \in N_D} \lambda_{ds} = Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (2.9)$$

$$\sum_{s \in N_S} Z_{sc} = 1 \quad \forall c \in N_C \quad (2.10)$$

$$Z_{sc} \leq Y_s \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (2.11)$$

Constraint (2.9) ensures that each satellite is assigned to only one CDC and is assigned to a CDC only if it is open. Constraint (2.10) states that each customer is assigned to only one satellite, and constraint (2.11) states that a customer is assigned to a satellite only if this satellite is open.

$$\sum_{f \in F} \sum_{i \in N} X_{ij}^{nf} = \sum_{f \in F} \sum_{i \in N} X_{ji}^{nf} \quad \forall j \in N_S \cup N_C, n \in N_D \cup N_S \quad (2.12)$$

Constraint (2.12) imposes the balance of vehicles entering and leaving each satellite or customer node.

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_S^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} X_{ij}^{sv} = 1 \quad \forall j \in N_C \quad (2.13)$$

Constraint (2.13) guarantees that each customer is visited precisely once by 2nd-echelon vehicles.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} X_{ij}^{d\tau} = \lambda_{dj} \quad \forall d \in N_D, j \in N_S \quad (2.14)$$

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} X_{js}^{d\tau} = Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (2.15)$$

Constraint (2.14) enforces that a satellite is served from a CDC only if it has been assigned to it and that only one route visits a satellite from a CDC. Constraint (2.15) indicates that when each satellite is opened, it has at least one visit to the 1st-echelon route.

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} X_{ij}^{sv} = Z_{sj} \quad \forall s \in N_S, j \in N_C \quad (2.16)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} X_{sj}^{sv} \geq Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (2.17)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} X_{sj}^{sv} \leq M Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (2.18)$$

Constraint (2.16) enforces that a customer is served from a satellite only if that customer has been assigned to it and also that only one route visits a customer from a satellite. Constraint (2.17) indicates that when a satellite is open, it serves at least one customer. Constraint (2.18) assures that there is a route from a satellite to a customer only if this satellite is open.

Constraints (2.19) - (2.22) handle the limitation concerning the number of routes at each echelon, CDC, and satellite according to the number of vehicles available at this echelon or this CDC and satellite.

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{j \in N_S} X_{dj}^{d\tau} \leq m_1 \quad (2.19)$$

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} X_{sj}^{sv} = m_2 \quad (2.20)$$

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{j \in N_S} X_{dj}^{d\tau} \leq r_d \quad \forall d \in N_D \quad (2.21)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} X_{sj}^{sv} \leq r_s Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (2.22)$$

Constraints (2.23) - (2.26) aim to guarantee that the capacity of vehicles of each CDC and each satellite is not exceeded in the construction of routes from each CDC and each satellite to satisfy the demands of assigned satellites or customers.

$$\sum_{i \in N_S} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} D_i X_{ij}^{d\tau} \leq K_d^F \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \quad (2.23)$$

$$\sum_{i \in N_C} \sum_{\substack{j \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} q_i X_{ij}^{sv} \leq K_s^F \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V \quad (2.24)$$

$$D_d \leq K_d^F \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} X_{ds}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D \quad (2.25)$$

$$D_s \leq K_s^F \sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} X_{sc}^{sv} \quad \forall s \in N_S \quad (2.26)$$

Constraint (2.27) guarantees that the demand for opened satellites corresponds to the total demand of customers.

$$\sum_{s \in N_S} D_s Y_s = \sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c Z_{sc} \quad (2.27)$$

Constraints (2.28) - (2.31) are related to the satisfaction of the demand for each network node that equals the flow balance at each node and corresponds to the case of CDCs and satellites to demand determined by the model assigned to them.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ji}^{d\tau} = D_j \lambda_{dj} \quad \forall d \in N_D, j \in N_S \quad (2.28)$$

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{sd}^{d\tau} - \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = -D_d \quad \forall d \in N_D \quad (2.29)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ij}^{sv} - \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ji}^{sv} = q_j Z_{sj} \quad \forall s \in N_S, j \in N_C \quad (2.30)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{cs}^{sv} - \sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} = -D_s \quad \forall s \in N_S \quad (2.31)$$

Constraints (2.32) and (2.33) are also flow balance constraints aiming to strengthen constraints (2.28) – (2.31) and to ensure that each satellite and customer is served by only one vehicle route from a CDC and satellite node.

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ji}^{d\tau} = D_j Y_j \quad \forall j \in N_S \quad (2.32)$$

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ij}^{sv} - \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ji}^{sv} = q_j \quad \forall j \in N_C \quad (2.33)$$

Constraints (2.34) - (2.38) aim to avoid the violation of the flow balance constraints (constraints [2.28] to [2.33]). Constraints (2.34) and (2.35) state, respectively, that the total load from a CDC to satellites assigned to him and from a satellite to customers assigned to him equals, respectively, total demand for the assigned satellites and assigned customers. Constraints (2.36) and (2.37) state that the total load from all operated CDCs and satellites equals the total demand for opened satellites and customers. Constraint (2.38) states that the total load from all operated CDCs must equal the total load from all opened satellites.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = D_d \quad \forall d \in N_D \quad (2.34)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} = D_s \quad \forall s \in N_S \quad (2.35)$$

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = \sum_{s \in N_S} D_s Y_s \quad (2.36)$$

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} = \sum_{c \in N_C} q_c \quad (2.37)$$

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} \quad (2.38)$$

Compliance with the CDCs capacity limit is imposed by constraint (2.39), while constraint (2.40) enforces the same for satellites.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} \leq K_d^{LP} \quad \forall d \in N_D \quad (2.39)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} \leq K_s^{LP} Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (2.40)$$

Constraints (2.41) - (2.50) are linking constraints, linking flows on arcs and balances of freight flows at satellites or customers' nodes to arc variables, and also aiming to ensure that freight flow on the arcs does not exceed the vehicle capacities based on the principle that each node visited reduces the flow by an amount corresponding to its demand.

$$Q_{ij}^{d\tau} \leq K_d^F X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in \{d\} \cup N_S, j \in \{d\} \cup N_S, i \neq j \quad (2.41)$$

$$Q_{ij}^{sv} \leq K_s^F X_{ij}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in \{s\} \cup N_C, j \in \{s\} \cup N_C, i \neq j \quad (2.42)$$

$$Q_{ij}^{d\tau} \leq (K_d^F - D_i) X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (2.43)$$

$$Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\substack{n \in \{d\} \cup N_S \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{d\tau} \leq (K_d^F - D_i) X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (2.44)$$

$$Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\substack{n \in \{d\} \cup N_S \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{d\tau} \leq D_j X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in \{d\} \cup N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (2.45)$$

$$\sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - Q_{jn}^{d\tau} \geq D_j X_{jn}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, j \in N_S, n \in N_S, n \neq j, n \neq i \quad (2.46)$$

$$Q_{ij}^{sv} \leq (K_s^F - q_i) X_{ij}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (2.47)$$

$$Q_{ij}^{sv} - \sum_{\substack{n \in \{s\} \cup N_C \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{sv} \leq (K_s^F - q_i) X_{ij}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (2.48)$$

$$Q_{ij}^{sv} - \sum_{\substack{n \in \{s\} \cup N_C \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{sv} \leq q_j X_{ij}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in \{s\} \cup N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (2.49)$$

$$\sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ij}^{sv} - Q_{jn}^{sv} \geq q_j X_{jn}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, n \in N_C, j \in N_C, n \neq j, n \neq i \quad (2.50)$$

Constraints (2.51) and (2.52) impose the load of each 1st-echelon and 2nd-echelon vehicle, returning to a CDC or a satellite, to be 0.

$$\sum_{s \in N_S} Q_{sd}^{d\tau} = 0 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \quad (2.51)$$

$$\sum_{c \in N_C} Q_{cs}^{sv} = 0 \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V \quad (2.52)$$

Constraint (2.53) fixes departure times of 1st-echelon vehicles from CDCs and constraints (2.54) and (2.55) those of 2nd-echelon vehicles from satellites.

$$T_d^D = T_0 \quad \forall d \in N_D \quad (2.53)$$

$$T_s^D \geq \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} T_{d\tau s}^A X_{js}^{d\tau} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} t_1^H X_{js}^{d\tau} + \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_2^H X_{si}^{sv} - M(1 - \mu_s) \quad \forall s \in N_S \quad (2.54)$$

$$T_s^D \leq \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} T_{d\tau s}^A X_{js}^{d\tau} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} t_1^H X_{js}^{d\tau} + \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_2^H X_{si}^{sv} \quad (2.55)$$

$$+ M(1 - \mu_s) \quad \forall s \in N_S$$

Constraints (2.56) and (2.57) indicate the arrival time of the vehicles of the first and second echelon, respectively, to the satellites and the customer nodes according to their respective departure times from the CDCs and the satellites.

$$T_{nfj}^A \geq T_n^D + t_{nj}^{nf} - M(1 - X_{nj}^{nf}) \quad \forall n \in N_D \cup N_S, j \in N_S \cup N_C \quad (2.56)$$

$$T_{nfj}^A \leq T_n^D + t_{nj}^{nf} + M(1 - X_{nj}^{nf}) \quad \forall n \in N_D \cup N_S, j \in N_S \cup N_C \quad (2.57)$$

Constraints (2.58) - (2.61) ensure the continuity of vehicles' arrival times at successive network nodes on the 1st and 2nd echelons.

$$T_{d\tau j}^A \geq T_{d\tau i}^A + t_1^H + t_{ij}^{d\tau} - M(1 - X_{ij}^{d\tau}) \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, i \neq j \quad (2.58)$$

$$T_{d\tau j}^A \leq T_{d\tau i}^A + t_1^H + t_{ij}^{d\tau} + M(1 - X_{ij}^{d\tau}) \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, i \neq j \quad (2.59)$$

$$T_{svj}^A \geq T_{svi}^A + t_2^S + t_{ij}^{sv} - M(1 - X_{ij}^{sv}) \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in \{s\} \cup N_C, i \neq j \quad (2.60)$$

$$T_{svj}^A \leq T_{svi}^A + t_2^S + t_{ij}^{sv} + M(1 - X_{ij}^{sv}) \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in \{s\} \cup N_C, i \neq j \quad (2.61)$$

Constraint (2.62) computes the waiting time of 2nd-echelon vehicles at the satellite, which is the time difference between the arrival of the vehicles of the 1st-echelon and the arrival of those of the 2nd-echelon from the depot.

$$T_s^W = \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} T_{d\tau s}^A X_{js}^{d\tau} - \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_s^A X_{si}^{sv} \quad \forall s \in N_S \quad (2.62)$$

Constraint (2.63) imposes a maximum limit on 2nd-echelon vehicle waiting times to guarantee the synchronization of 1st and 2nd-echelon vehicles at satellites within a maximum allowed period.

$$T_s^W \leq T_{max}^W \quad \forall s \in N_S \quad (2.63)$$

Constraints (2.64) and (2.65) are related to subtours elimination at the 1st and 2nd echelons.

$$L_i^{d\tau} - L_j^{d\tau} + |N_S| \cdot X_{ij}^{d\tau} \leq |N_S| - 1 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (2.64)$$

$$L_i^{sv} - L_j^{sv} + |N_C| \cdot X_{ij}^{sv} \leq |N_C| - 1 \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (2.65)$$

Binary values on the decision variables are enforced by constraints (2.66) – (2.70), and non-negativity restrictions on variables are defined by constraints (2.71) – (2.75).

$$Y_s \in \{0, 1\} \quad \forall s \in N_S \quad (2.66)$$

$$X_{ij}^{nf} \in \{0, 1\} \quad \forall n \in N_D \cup N_S, f \in F, i \in N, j \in N \quad (2.67)$$

$$\lambda_{ds} \in \{0, 1\} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S \quad (2.68)$$

$$Z_{sc} \in \{0, 1\} \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (2.69)$$

$$\mu_s \in \{0, 1\} \quad \forall s \in N_S \quad (2.70)$$

$$T_{nfi}^A \geq 0 \quad \forall n \in N_D \cup N_S, f \in F, i \in N \quad (2.71)$$

$$T_n^D \geq 0 \quad \forall n \in N_D \cup N_S \quad (2.72)$$

$$T_s^W \geq 0 \quad \forall s \in N_S \quad (2.73)$$

$$Q_{ij}^{nf} \geq 0 \quad \forall n \in N_D \cup N_S, f \in F, i \in N, j \in N \quad (2.74)$$

$$L_i^{nf} \geq 0 \quad \forall n \in N_D \cup N_S, f \in F, i \in N \quad (2.75)$$

The 2E-CLRPVS presented is nonlinear due to the objective function (2.1), constraints (2.23), (2.25), (2.27), (2.28), (2.32), (2.34), (2.36), (2.43), (2.44), (2.45), (2.46), (2.54) (2.55) and (2.62). The reformulation of those using appropriate linearization techniques is presented in Appendix A.

2.4 Solution Strategy: Binary Variable Fixing (BVF) Method

Since the 2E-LRP is recognized as an NP-hard problem, only very small sized instances can be solved within reasonable computational time by solving the 2E-CLRPVS directly in one step through commercial solvers. Therefore, we developed the Binary Variable Fixing (BVF) method to solve medium and large instances in a reasonable timeframe. Fixing the MILP variables without compromising the optimal solution is impossible. However, it can help to construct a perfectly feasible solution. With an initial linear relaxation solution, fixing only interesting variables and solving the resulting problem as a sub-MILP is usually proposed by the industry. We opted for this method because it is one of the fastest methods. Another exact technique is the Benders' decomposition method which is applied to MILP with a particular block structure. The advantage of the BVF method is reducing the computational complexity of the problem by simplifying it, and also it allows to solve the problem close to optimally using commercial solvers. Similar to the decomposition method, the BVF method, takes advantage of the structure of the 2E-CLRPVS from which we can extract a subproblem containing only a subset of binary variables related to satellites location, satellites allocation to CDCs and customers allocation to satellite, in order to formulate a location-allocation sub-model of the 2E-CLRPVS. We denote this subproblem Two-Echelon Location-Allocation Problem (2E-LAP). These binary location-allocation variables are further fixed to their optimal values from the solution of the 2E-LAP to solve the 2E-CLRPVS to determine the values of the other remaining variables (See Algorithm 2.1 for the detailed algorithm of the BVF method). In the objective function of the 2E-LAP, we introduce a new parameter c_{ij} which is the travel cost on arc (i, j) of the network. The formulation of the 2E-LAP is as follows:

$$\text{Min} \left(\sum_{s \in N_S} c_s^o Y_s + \sum_{d \in N_D} \sum_{i \in N_S} c_{di} \lambda_{di} + \sum_{s \in N_S} \sum_{i \in N_C} c_{si} Z_{si} \right) \quad (2.76)$$

Subject to (2.9), (2.10), (2.11), (2.27), (2.28), (2.29), (2.30), (2.31), (2.32), (2.33), (2.36), (2.37), (2.39), (2.40).

Algorithm 2.1 Pseudocode for the BVF method

The BVF method algorithm

1. **Begin**
2. Solve the 2E-LAP ((2.76) s.t. (2.9)-(2.11), (A A-12)-(A A-18), (2.29)-(2.31), (2.33), (A A-20), (2.37), (2.39), (2.40)) with a set of CDCs, set of candidate satellites and set of customers with specific demands.
3. Store the results obtained from the 2E-LAP for the variables $Y_s, \lambda_{ds}, Z_{sc}$ as $Y_s^*, \lambda_{ds}^*, Z_{sc}^*$
4. **While** the stopping criterion (computing time reached 84600s or gap smaller than 1%) is not met **do**
5. Solve 2E-CLRPVS ((A A-1) s.t. (A A-2)-(A A-32), (2.2)-(2.22), (2.24), (2.26), (2.29)-(2.31), (2.33), (2.35), (2.37)-(2.42), (2.47)-(2.53), (2.56)-(2.61), (2.63)-(2.75)) for $Y_s^*, \lambda_{ds}^*, Z_{sc}^*$
6. **End while**
7. **Output** the best-found feasible solution of the 2E-CLRPVS for the unfixed variables, $X_{ij}^{nf*}, Q_{ij}^{nf*}, T_{nfi}^A, T_n^D, T_s^W$
8. **End**

2.5 Computational experiments and discussions

2.5.1 Case study

We investigate the validity and the applicability of the 2E-CLRPVS as well as the robustness and efficiency of the BVF method by conducting a case study on the greater Montréal area, considering as customer nodes the centroids of the 99 postal code agglomerations (see Figure 2.2).

According to the “Multimodal study of freight transportation in Quebec in support of territorial sustainable mobility” plans carried out by the Canadian Pacific Consulting Services (CPCS) on behalf of the Quebec Ministry of Transport, the movement flows of freight trucks from or to the greater Montréal area are mainly carried out, on the one hand, with Ontario, the United States and Montérégie, i.e., flows that pass through the southwestern part of the island of Montreal, and, on the other hand, with Centre-du-Québec, Capitale Nationale and Mauricie, that is to say, flows that pass through the northeastern part of the island of Montréal (CPCS, 2013). On this basis, we located two CDCs, one in the southwest of the island in the

municipality of Les Cèdres at the intersection of highways 20 and 30 and the other in the northeast of the island in the municipality of Repentigny at the intersection of highways 40 and 640. We considered five satellites, among which those which must be operated must be selected. Those satellites were placed to ensure a good distribution on the territory of the Grand Montréal. Figure 2.3 depicts the entire distribution network on which we focused our study.



Figure 2.3 Location of CDCs, potential satellites and customers

Keeping the number of five satellites constant, we created different instances by varying the number of customers, starting with 10 customers, and increasing in steps of 5 customers until reaching 99 customers corresponding to the total postal codes on the island of Montreal. Table 2.2 presents the features of test instances, and Table 2.3 the values of the other parameters used in our computational experiments. We determined the distances and the travel times between the network nodes through Open Route Service tools in QGIS using the fastest path as travel preference. We assume each customer's demand is homogeneous goods which we randomly generated in the range [5,20] units of products. The model was implemented in AMPL using Gurobi as a solver on a computer with Inter(R) Core(TM) i7-3970X CPUM @ 3.50GHz processor and 64 GB RAM. We set the criteria for stopping the running of the model to either the optimality gap is less than 1% or reaching a time limit of 24 hours running time.

Table 2.2 Features of test instances

Instance	Number of customers	Number of satellites	Number of 1st-echelon vehicles	Numbe of 2nd-echelon vehicles	Maximum routes from CDCs	Maximum routes from Satellites
S5_C10	10	5	4	10	2	2
S5_C15	15	5	4	15	2	3
S5_C20	20	5	4	15	2	3
S5_C25	25	5	4	15	2	3
S5_C30	30	5	4	15	2	3
S5_C35	35	5	4	15	2	3
S5_C40	40	5	4	15	2	3
S5_C45	45	5	4	15	2	3
S5_C50	50	5	6	15	3	3
S5_C55	55	5	6	15	3	3
S5_C60	60	5	6	15	3	3
S5_C65	65	5	6	15	3	3
S5_C70	70	5	8	15	4	3
S5_C75	75	5	8	15	4	3
S5_C80	80	5	8	15	4	3
S5_C85	85	5	8	15	4	3
S5_C90	90	5	10	15	5	3
S5_C95	95	5	10	15	5	3
S5_C99	99	5	10	15	5	3

Table 2.3 The values of the other parameters of the 2E-CLRPVS in the computational experiments

Parameters	Value	Parameters	Value
CDCs capacity (Product unit)	1400	Freight handling cost (\$/unit)	0.2
Satellites capacity (Product unit)	300	Average unloading time of 1st-echelon vehicles at satellite (hour)	0.5
1st-echelon vehicles capacity (Product unit)	300	Average loading time of 2nd-echelon vehicles at satellite (hour)	0.17
2nd-echelon vehicles capacity (Product unit)	100	Customer service time (hour)	0.1
Satellites operating cost (\$/hour)	350	Speed of 2nd-echelon vehicles (km/h)	50
1st-echelon vehicles exploitation cost (\$/km)	3.19	Maximum waiting time of 2nd-echelon vehicles at satellites (hour)	2
2nd-echelon vehicles exploitation cost (\$/km)	0.37	M	10000

2.5.2 Results Obtained on the Test Instances

To evaluate the validity, robustness, and efficiency of the BVF method, we compare its results with solving of the 2E-CLRPVS in a single model using AMPL/Gurobi. In Table 2.4 columns 2 to 9, shows and compares the results of AMPL/Gurobi single model solution and the BVF method in terms of best objective, best bound, gap between best objective and best bound, and computational time. Column 10 gives the percentage difference between the best objective of the AMPL/Gurobi single model solution and that of the BVF method calculated as $100\% \times (\text{best objective by the BVF method} - \text{best objective by the immediate solution}) / (\text{best objective by the immediate solution})$. Column 11 gives the percentage difference between the computational time of the AMPL/Gurobi single model solution and that of the BVF method calculated as $100\% \times (\text{computational times by the BVF method} - \text{computational times by the immediate solution}) / (\text{computational times by the immediate solution})$. The number of satellites opened, routes of 1st-echelon and 2nd-echelon, satellites and vehicles operating costs, freight handling cost, penalty cost for vehicle waiting times, total cost, and average results for vehicles

trips lengths, loading rates, waiting times, for each instance, are presented in Table 2.5 and Table 2.6 for respectively the AMPL/Gurobi single model solution and the BVF method.

Table 2.4 Comparative results between the AMPL/Gurobi single model solution and the BVF method for their best objectives and computational times

Instance	AMPL/GUROBI single model solution				BVF Method				Difference (%)*	
	Best Objective	Best Bound	GAP (%)	Time (s)	Best Objective	Best Bound	GAP (%)	Time (s)	Best Objective	Time
S5_C10	582.75	582.75	0%	5.08	582.75	582.75	0%	1.86	0%	-63.39%
S5_C15	615.72	615.72	0%	125.05	660.63	660.63	0%	16.72	7.29%	-86.63%
S5_C20	658.88	658.88	0%	301.48	702.08	702.08	0%	32.31	6.56%	-89.28%
S5_C25	1211.28	1205.82	0.4515%	573.08	1213.87	1213.80	0.0057	16.81	0.21%	-97.07%
S5_C30	1256.59	1251.07	0.4393%	1479.91	1261.72	1257.11	0.3657%	840.82	0.41%	-43.18%
S5_C35	1288.12	1282.99	0.3988%	42911.31	1300.60	1300.60	0%	358.16	0.97%	-99.17%
S5_C40	1317.82	1309.93	0.599%	32008.77	1329.89	1329.89	0%	1028.51	0.92%	-96.79%
S5_C45	1358.06	1344.54	0.9954%	80896.01	1362.76	1362.76	0%	15592.43	0.35%	-80.73%
S5_C50	1933.78	1914.62	0.99%	22400.10	1930.21	1928.47	0.0905%	1101.08	-0.18%	-95.08%
S5_C55	1968.84	1951.73	0.87%	18990.11	1969.79	1968.27	0.0772%	3089.97	0.05%	-83.73%
S5_C60	2037.60	2000.50	1.82%	84600.14	2015.86	2015.86	0%	18450.48	-1.07%	-78.19%
S5_C65	2075.52	1969.68	5.10%	84600.51	2040.94	2040.94	0%	7014.13	-1.67%	-91.71%
S5_C70	-	-	-	-	2605.30	2605.07	0.0088%	1001.19	-	-
S5_C75	3675.04	2008	94.54%	84611.98	2642.28	2642.28	0%	3241.73	-28.10%	-96.17%
S5_C80	-	-	-	-	2682.21	2682.03	0.0067%	8146.87	-	-
S5_C85	4071.51	2280	94.40%	84601.46	2718.95	2718.95	0%	17778.88	-34.12%	-78.99%
S5_C90	-	-	-	-	3371.11	3371.11	0%	3764.46	-	-
S5_C95	-	-	-	-	3410.65	3410.42	0.0067%	1709.70	-	-
S5_C99	-	-	-	-	3447.40	3447.40	0%	2235.88	-	-

* Difference between the best objective obtained by the BVF method and the AMPL/Gurobi single model solution. Idem for the computational times

Table 2.6 Computational results on the test instances solved by the BVF method

Instance	Nb of satellites opened	Nb of 1st-echelon routes (vehicles used)	Nb of 2nd-echelon routes (vehicles used)	Satellites operating cost (\$)	Vehicles operating cost (\$)	Freight handling cost (\$)	Penalty cost for vehicle waiting time (\$)	Total cost (\$)	Average 1st-echelon vehicles load (product unit)	Average 1st-echelon vehicles loading rate (%)	Average 2nd-echelon vehicles load (product unit)	Average 2nd-echelon vehicles loading rate (%)	Average 1st-echelon routes length (hour)	Average 2nd-echelon routes length (hour)	Average waiting time at satellites (hour)	Average ratio of waiting time in total trip length (%)
S5_C10	1	1	2	350	177.55	54.0	1.20	582.75	135.0	45.0%	67.5	67.5%	1.091	3.051	0.282	10.0%
S5_C15	1	1	2	350	232.43	76.4	1.80	660.63	191.0	63.7%	95.5	95.5%	1.377	3.749	0.424	11.3%
S5_C20	1	1	3	350	242.68	107.6	1.80	702.08	269.0	89.7%	89.7	89.7%	1.377	3.491	0.424	12.5%
S5_C25	2	2	5	700	380.47	130.4	3.00	1213.87	163.0	54.3%	65.2	65.2%	1.234	2.760	0.367	14.3%
S5_C30	2	2	5	700	397.12	161.6	3.00	1261.72	202.0	67.3%	80.8	80.8%	1.234	3.079	0.367	12.8%
S5_C35	2	2	5	700	414.00	183.6	3.00	1300.60	229.5	76.5%	91.8	91.8%	1.234	3.436	0.367	11.0%
S5_C40	2	2	6	700	421.29	205.6	3.00	1329.89	257.0	85.7%	85.7	85.7%	1.234	3.344	0.353	10.9%
S5_C45	2	2	6	700	425.36	234.4	3.00	1362.76	293.0	97.7%	97.7	97.7%	1.234	3.452	0.353	10.4%
S5_C50	3	3	7	1050	613.32	262.0	4.89	1930.21	218.3	72.8%	93.6	93.6%	1.268	3.134	0.389	12.4%
S5_C55	3	3	8	1050	621.70	293.2	4.89	1969.79	244.3	81.4%	91.6	91.6%	1.268	3.047	0.396	13.1%
S5_C60	3	3	9	1050	632.57	328.4	4.89	2015.86	273.7	91.2%	91.3	91.3%	1.268	3.077	0.384	12.4%
S5_C65	3	3	9	1050	635.65	350.4	4.89	2040.94	292.0	97.3%	97.3	97.3%	1.268	3.161	0.384	12.1%
S5_C70	4	4	11	1400	811.36	386.8	7.14	2605.30	231.3	77.1%	84.1	84.1%	1.343	2.897	0.433	15.5%
S5_C75	4	4	12	1400	833.54	401.6	7.14	2642.28	251.0	83.7%	83.7	83.7%	1.343	2.872	0.420	15.0%
S5_C80	4	4	12	1400	845.07	430.0	7.14	2682.21	268.8	89.6%	89.6	89.6%	1.343	2.982	0.420	14.1%
S5_C85	4	4	12	1400	855.81	456.0	7.14	2718.95	285.0	95.0%	95.0	95.0%	1.343	3.073	0.420	13.7%
S5_C90	5	5	14	1750	1127.39	483.6	10.12	3371.11	241.8	80.6%	86.4	86.4%	1.456	2.918	0.490	16.9%
S5_C95	5	5	15	1750	1133.33	517.2	10.12	3410.65	258.6	86.2%	86.2	86.2%	1.456	2.897	0.476	16.3%
S5_C99	5	5	15	1750	1144.88	542.4	10.12	3447.40	271.2	90.4%	90.4	90.4%	1.456	2.974	0.476	16.0%

As it was predictable, the AMPL/Gurobi single model solution fails to solve, within the maximum computational time of 24h, large-scale instances up to 60 customers or provides solutions far from the optimality. 14 out of the total number of 19 instances that we generated have a solution found by the AMPL/Gurobi single model solution within the maximum computational time. The 70, 80, 90, 95, and 99 customers instances could not be solved within the maximum running time. The AMPL/Gurobi single model solution provides reasonable quality solutions, with gaps of less than 1%, only for the instances which were solved within the maximum running time, namely the instances involving up to 55 customers. For more prominent, more extensive instances for which maximum computational time is reached, the gaps increase, being 1.82%, for 60-customers instance, 5.1% for 65-customers instance and very high, namely 94.54% for 75-customers instance and 94.40% for 85-customers instance.

Compared to the AMPL/Gurobi single model solution, the BVF method solved all instances within the maximum computational time, the most considerable, most extensive solving time being 18450.48s, for 60-customers instance. It appears from Table 2.4 that the BVF method significantly reduces the model running time within a range of 43.18% to 99.17%, i.e., on average 84% compared to the AMPL/Gurobi single model solution, while not increasing the total cost of the best solution by much. The relative increase of the total cost of the best solution obtained by the BVF method compared to the AMPL/Gurobi single model solution does not exceed 1% for half of the 14 instances with solutions found by the AMPL/Gurobi single model solution. The most significant increase is 7.29%. For 60, 65, 75, and 85 customers instances, the negative percentage difference between the best objective of the AMPL/Gurobi single model solution and that of the BVF method, which reflects that the BVF method produces better results than the AMPL/Gurobi single model solution which is supposed to be the optimal solution, is explained by the fact that we have set a maximum computational time and that has been reached before the model has done enough iterations, the number of customers being high. For 50-customers instance, the negative percentage difference between the best objective of the immediate solution and that of the BVF method is unexpected. It proves that the BVF method can, in some cases, provides better results than the AMPL/Gurobi single model solution.

The breakdown of cost components of the total cost of the best solution, by both solving methods depicted in Table 2.5 and Table 2.6, shows that the essential critical costs are satellite operating costs followed by vehicle operation costs and then freight handling costs, and lastly cost penalties for vehicles waiting times of at satellites. Our results also indicate that both solutions yield quite similar optimal solutions. In 10 out of the 14 instances with solutions found by the AMPL/Gurobi single model solution, the available satellites are shared with those of the BVF method, and the waiting times of vehicles at satellites are similar. We concluded that the relative gap between the total cost of the best objective of the AMPL/Gurobi single model solution and that of the BVF method is principally due to the difference in the vehicle routing. It also appears from Table 2.5 and Table 2.6 that the waiting time of the 2EVs at satellites to allow their synchronization with the 1EVs has a negligible impact on their total route lengths because the average ratio of their waiting times in their total trip lengths does not exceed 17% for the BVF method and 15% for the AMPL/Gurobi single model solution. This shows that our model, through the minimization of vehicles' waiting time at satellites introduced by the cost penalty imposed on this time, is effective to reduce vehicles' waiting time.

In conclusion, the analyses of the experimental results allow us to certify the validity of the 2E-CLRPVS in optimizing two-echelon distribution systems and its applicability on a large scale. These analyses also show the efficiency of the proposed BVF method to find solutions close to optimality and its robustness to provide excellent quality solutions for all instances, with the gap between the best solution and the best-bound is 0% in 12 cases and substantially close to 0% in 7 cases out of our 19 instances.

The sample solution for 55-customers instance with the AMPL/Gurobi single model solution is shown in Figure 2.4. In contrast, Figure 2.5 shows this result for the BVF method.

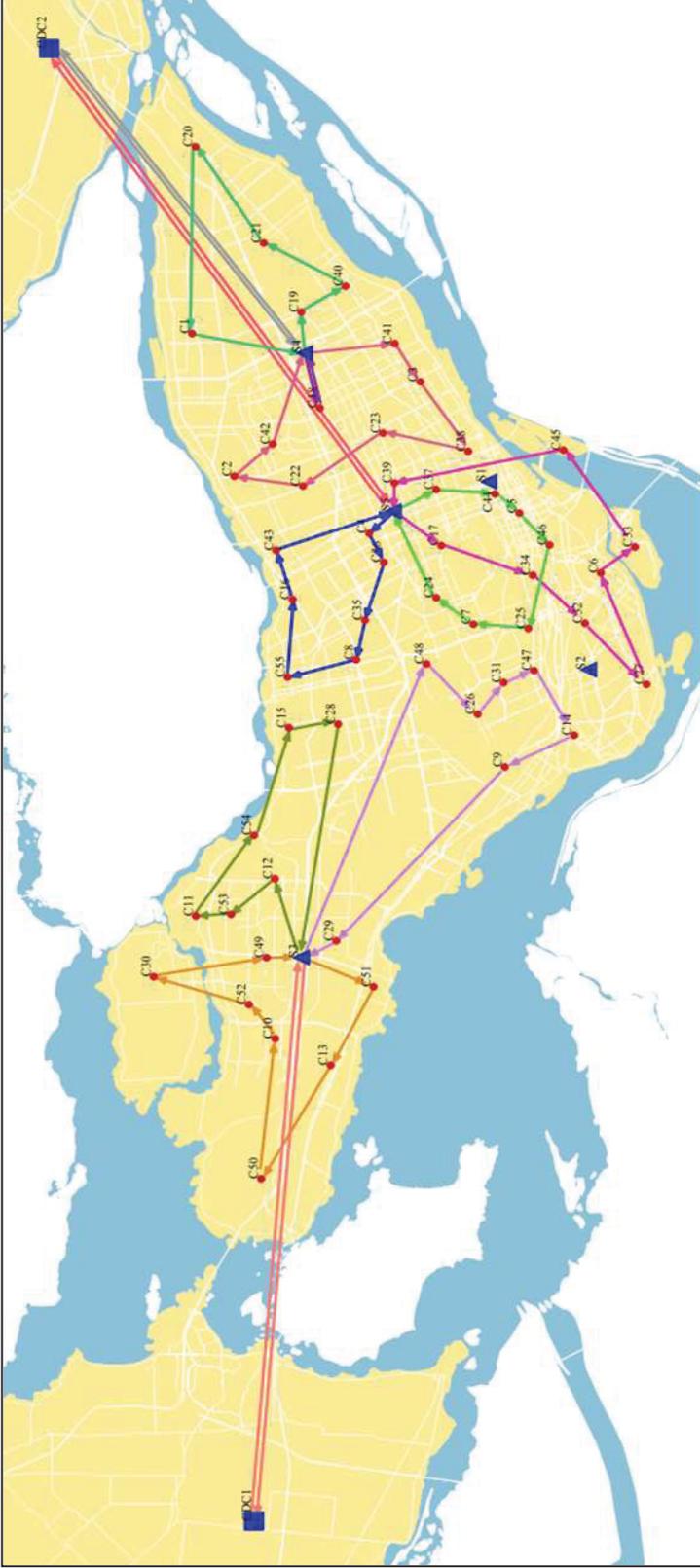


Figure 2.4 Sample solution for 55-customers instance by the AMPL/Gurobi single model solution

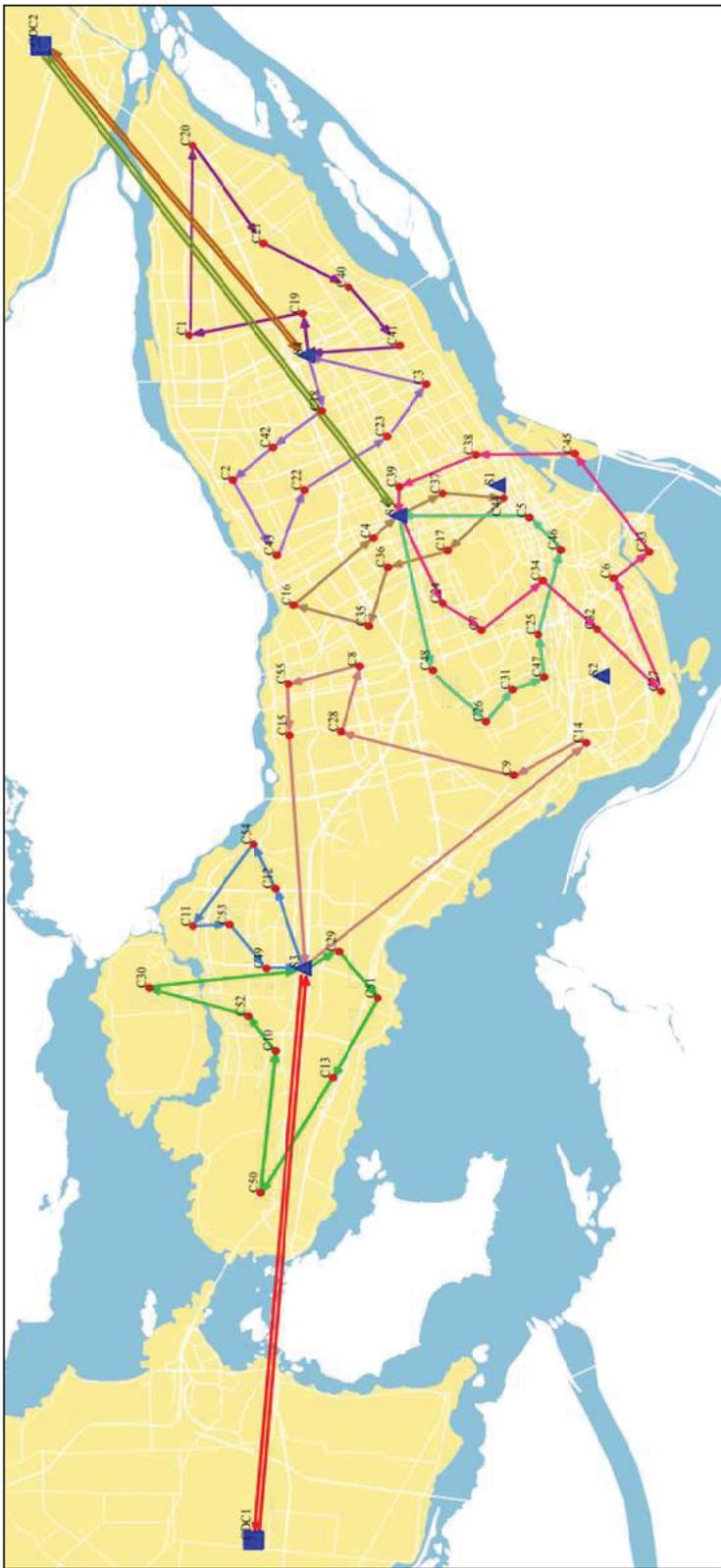


Figure 2.5 Sample solution for 55-customers instance by the BVF method

2.5.3 Sensitivity Analysis

We assess, in this section, the sensitivity of our model to some vital problem parameters such as capacities of satellites, 1EVs and 2EVs, using the BVF method and the average instance of the 19 instances that we have studied, i.e., 55-customers instance. Eight values have been chosen for each parameter. For satellite capacities: 150, 200, 250, 300, 350, 400, 500, and 600 product units. For 1EVs' capacities: 150, 200, 250, 300, 350, 400, 500, and 600 product units. For 2EVs' capacities: 50, 80, 100, 120, 140, 160, 180, and 200 product units. To consider that the operating costs of the satellites vary according to their capacities, we have adopted for the different capacities of satellites appearing in the sensitivity analysis, the operating costs in Table 2.7. For the other parameters, we have kept unchanged the values in Table 2.2 and Table 2.3 except for the values of 1EVs' capacities lower than 300 product units, for which we had to lower the default capacity of the satellites from 300 units of the product (Table 2.3) to values equal to the capacities of those vehicles and for values of satellite capacities greater than 300 product units for which we have had to increase the default above the capacity of 1EVs to values equal to the capacities of those satellites. Indeed, given that in our model, a satellite is served by only one 1EV, because there is no split delivery, 1EVs must have at least the same capacity as the satellites.

Table 2.7 Satellite operating costs according to capacity

Satellite capacity (Product unit)	Operating Cost (\$/day)	Satellite capacity (Product unit)	Operating Cost (\$/day)
150	2750	350	3750
200	3000	400	4000
250	3250	500	4500
300	3500	600	5000

2.5.3.1 The Effect of Variations in Satellite Capacities

At smaller satellite capacities, where the model tends to open a more significant number of satellites, the total costs are more critical because, as we pointed out above, operating the

satellites is the most important component of the total cost of the objective function. Because of this same reason, for the satellite capacities at which the model tends to open the same number of satellites, the total cost increases linearly according to satellites' capacities, the difference in the operating costs of the satellites explaining the difference between the total costs in those cases (see Figure 2.6). The highest average 1EVs' loading rate is obtained for the satellite capacity 400. The satellite capacity 400, hence for this capacity we have increased 1EVs' capacity to 400, seems to constitute the best match between satellite capacity and 1EVs' capacity. The lowest average 1EVs' loading rate value is obtained for the satellite capacities 200 and 600. The highest number of vehicles used can explain the results obtained for satellite capacity 200. For the satellite capacity 600, this is because we increased vehicle capacities to 600 units. The highest standard deviations of 1EVs' loading rates are obtained for the highest satellite capacities, hence the highest 1EVs' capacities (see Figure 2.7).

The highest average loading rates of 2EVs are obtained for satellite capacities for which the smallest vehicles are used. The lowest average 2EVs' loading rates and the highest standard deviations of 2EVs' loading rates are obtained for satellite capacities for which more 2EVs are used (see Figure 2.8). The most extended average waiting times are obtained for the smallest satellite capacity, 150. Since 1EVs have a capacity twice that of the satellites, they visit two satellites in their route, which lengthens the waiting time of 2EVs at the satellites. In addition, the most significant number of satellites has been opened for this small capacity.

Nevertheless, given that in the objective function of our model, we minimize the waiting time at satellites by a cost penalty applied to it, this forces the model first to select the satellites for which the waiting times at satellites are the shortest. Therefore, the higher the number of available satellites, the more satellites with a longer waiting time are integrated, increasing the vehicles' average waiting time. This reason also explains the high standard deviations of the ratio of 2EVs' waiting times in their total trip length for capacity of 150 (see Figure 2.9).

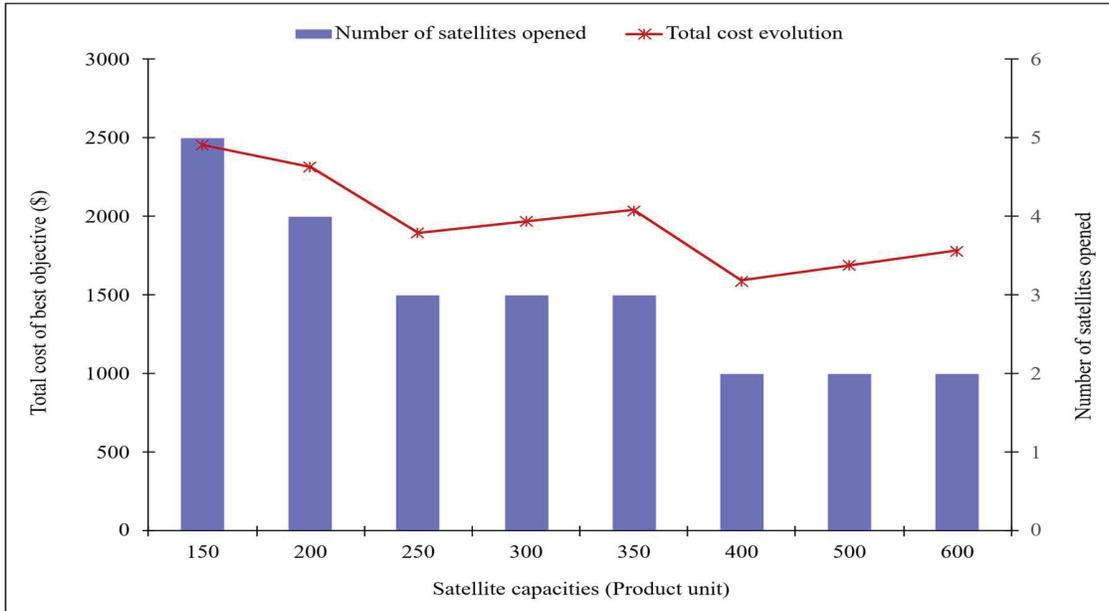


Figure 2.6 Effect of satellite capacities variations on the best objective for 55-customers instance

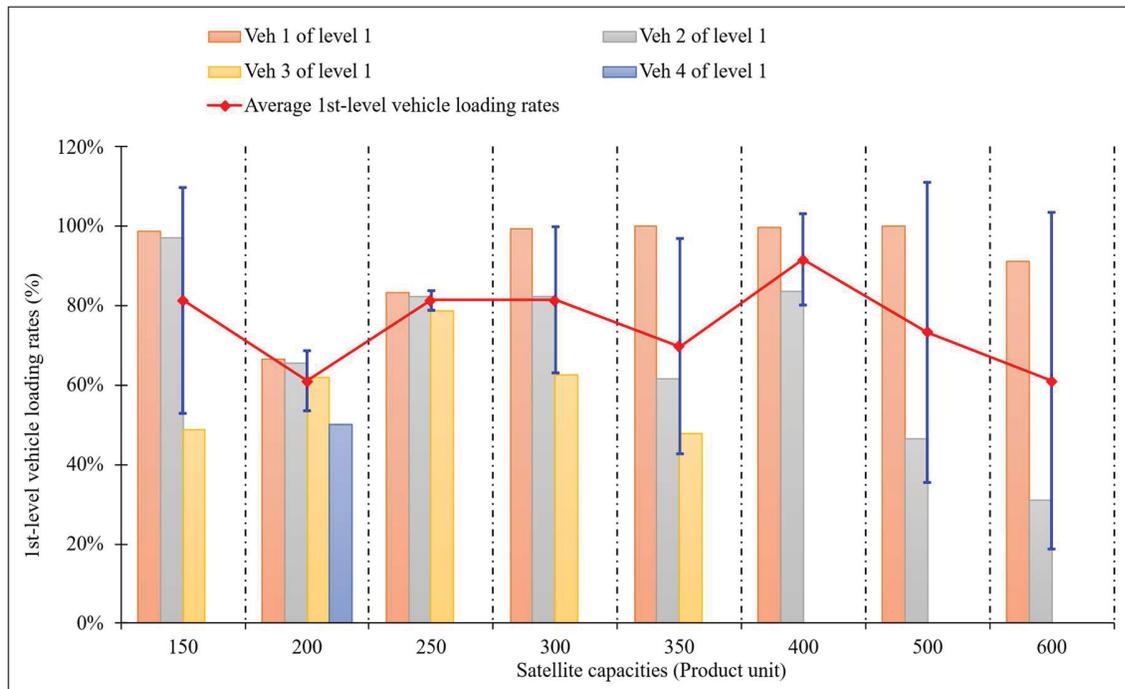


Figure 2.7 Effect of satellite capacities variations on 1EVs' loading rates for 55-customers instance

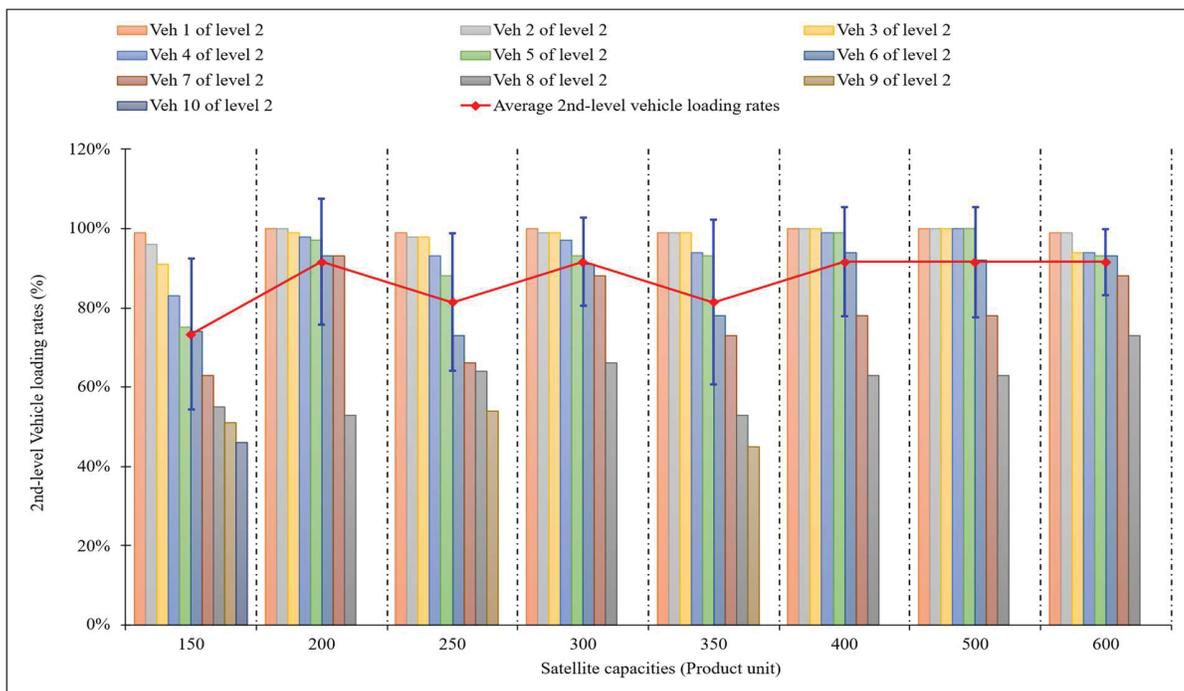


Figure 2.8 Effect of satellite capacities variations on 2EVs' loading rates for 55-customers instance

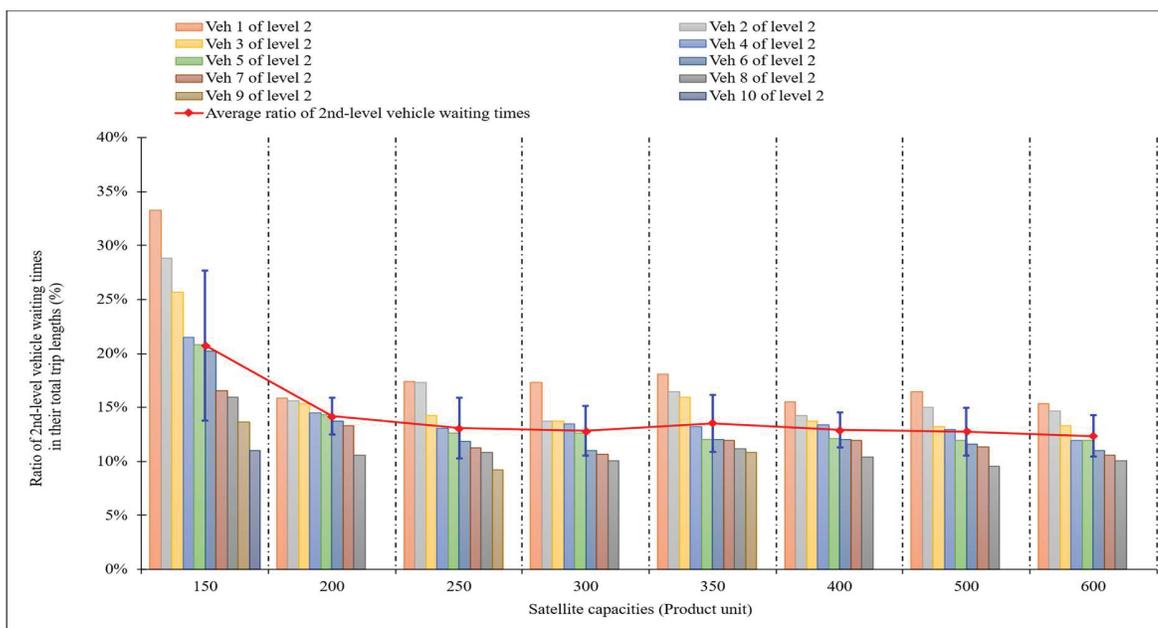


Figure 2.9 Effect of satellite capacities variations on a percentage of 2EVs' waiting times in their total trip lengths for 55-customers instance

2.5.3.2 The Effect of Variations in 1st-level Vehicle Capacities

The total cost decreases as the capacities of 1EVs' increase. This can be explained by more vehicles being used for the smallest 1EVs' capacities, and by the number of available satellites being greater. For the largest 1EVs' capacities (500, 600), the costs are lower than those of intermediate capacities (250, 300, 350, 400), while the numbers of satellites used are the same because fewer vehicles are needed. This highlights the possibility of making economies of scale with high vehicle capacities (see Figure 2.10). It also appears that the smaller the capacities of 1EVs, the higher their average loading rates and the smallest the standard deviation of those (see Figure 2.11).

The lowest average 2EVs' loading rates are obtained for 1EVs' capacities (150 and 250), for which more 2EVs are used, which is intuitive (see Figure 2.12). The longest average waiting times are obtained for the smallest and largest 1EVs' capacities. Concerning the smallest capacities, this is explained by more satellites being open. As we explained above, the average waiting time of the vehicles increases with the number of satellites opened. A few 1EVs are used for the largest capacities, so some of these vehicles visit more than one satellite in their route, leading to longer average waiting times for 2EVs (see Figure 2.13).

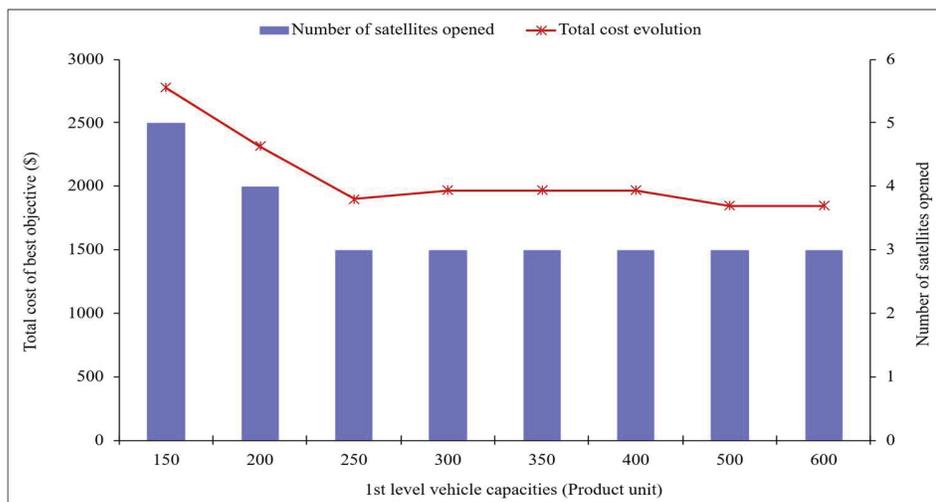


Figure 2.10 Effect of 1EVs' capacities variations on the best objective for 55-customers instance

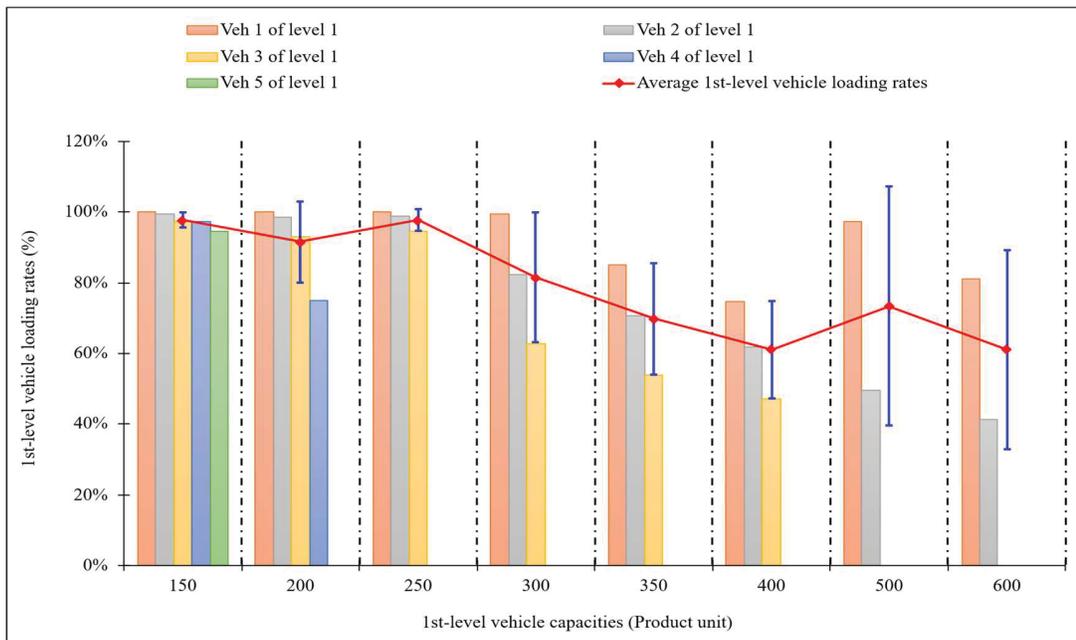


Figure 2.11 Effect of 1EVs' capacities variations on 1EVs' loading rates for 55-customers instance

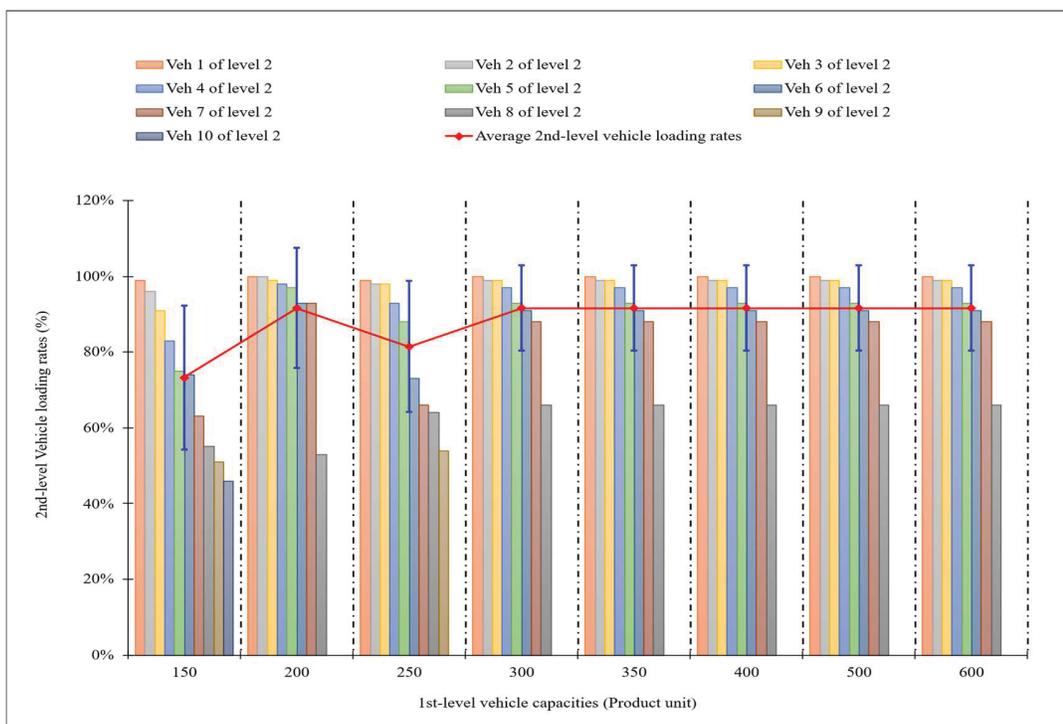


Figure 2.12 Effect of 1EVs' capacities variations on 2EVs' loading rates for 55-customers instance

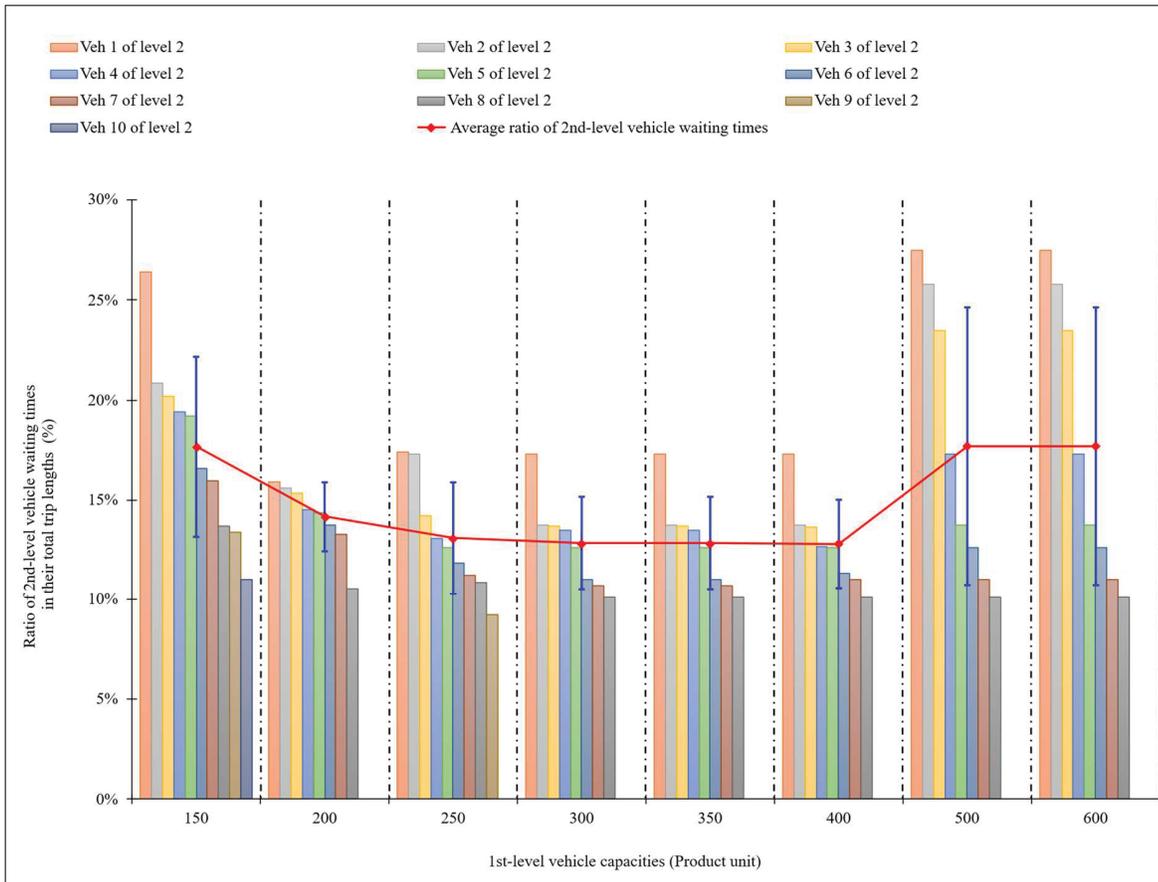


Figure 2.13 Effect of 1EVs' capacities variations on a percentage of 2EVs' waiting times in their total trip lengths for 55-customers instance

2.5.3.3 The Effect of Variations in 2nd-level Vehicle Capacities

It appears that the total cost decreases as the capacities of the 2EVs increase. This is explained by the fact that the increase in the capacities of 2EVs leads to a reduction in the total number of vehicles used. This reduces the total costs because vehicle operating costs are the second most important component after satellite operating costs. It is also noted that 2EVs' capacity variation does not affect the number of satellites opened (see Figure 2.14).

The number of 2EVs used and their loading rates decrease as their capacities increase. That is intuitive because with equal demand, it is easier to fill smaller capacity vehicles than large

capacity ones, and for smaller capacity vehicles, that will require more vehicles (see Figure 2.15). The average percentage of 2EVs' waiting times in their total trip lengths decreases when their capacities increase. The explanation for this can be that for small capacities, vehicle routes have fewer customers to serve, and therefore, their lengths are shorter, which increases the relative percentage of waiting time in the total duration of the route (see Figure 2.16).

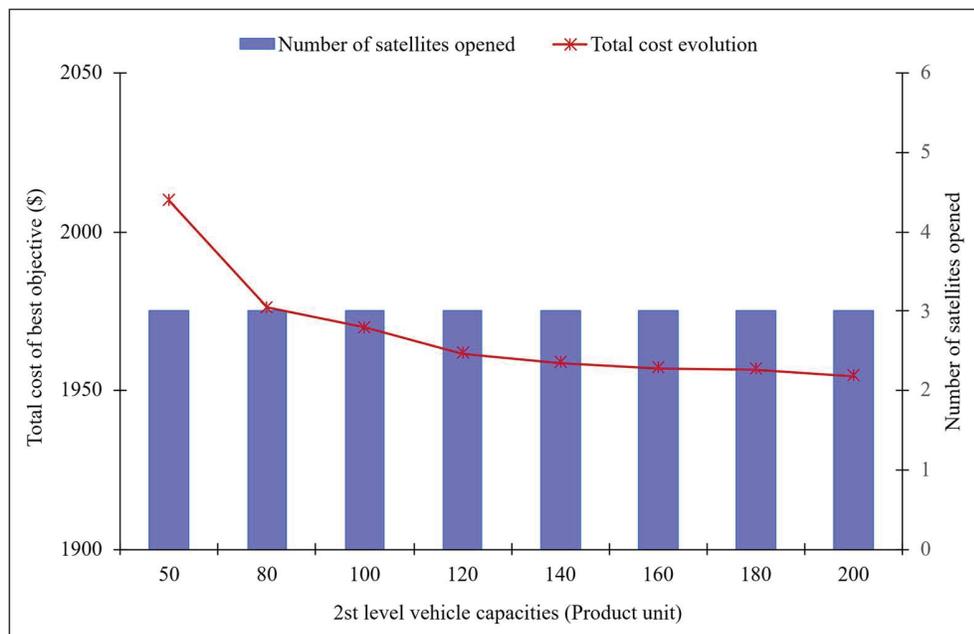


Figure 2.14 Effect of 2EVs' capacities variations on the best objective for 55-customers instance

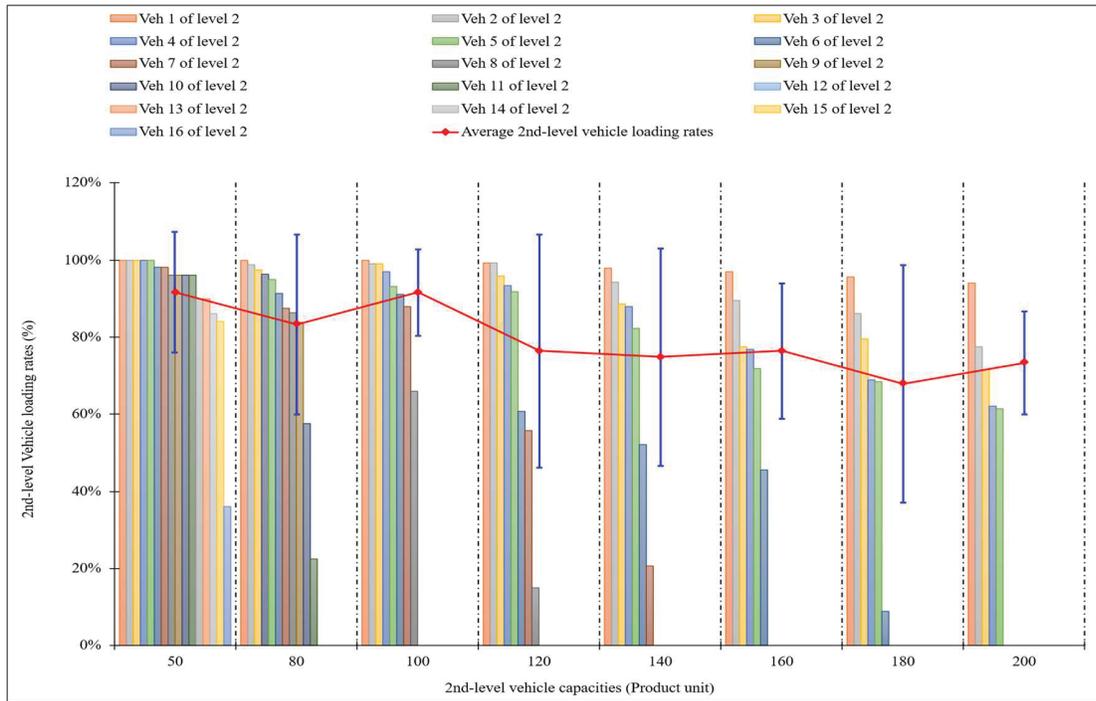


Figure 2.15 Effects of 2EVs' capacities variations on 2EVs' loading rates for 55-customers instance

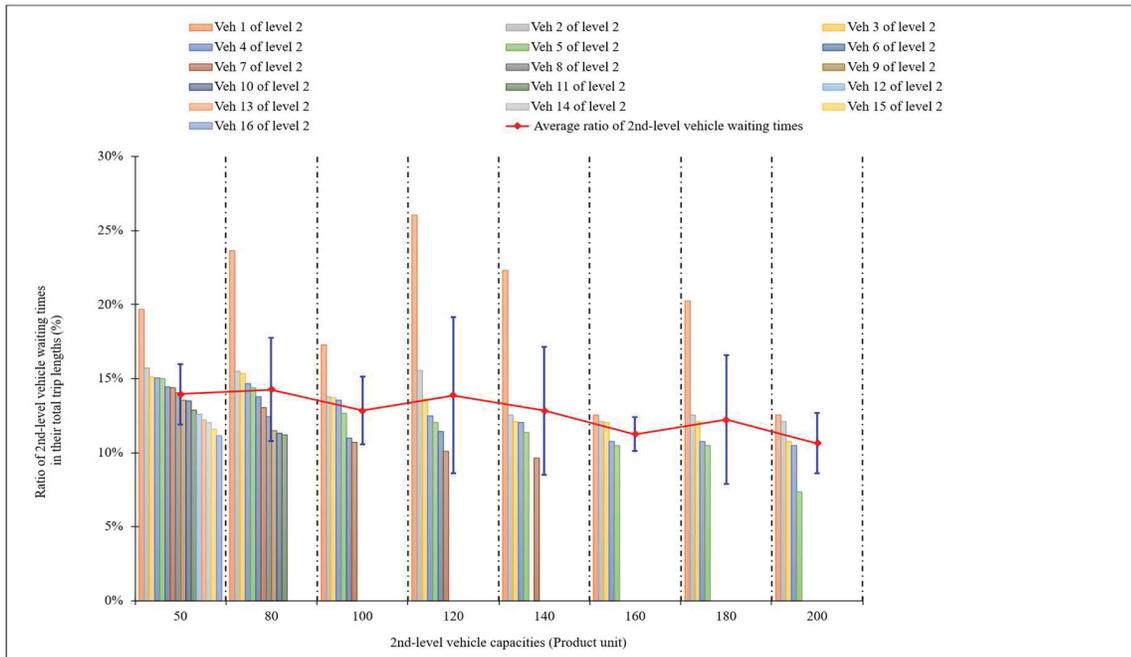


Figure 2.16 Effects of 2EVs' capacities variations on the percentage of 2EVs' waiting times in their total trip lengths for 55-customers instance

2.6 Conclusion

This study aims to incorporate vehicles' temporal synchronization aspects, minimization and imposition of limit value on vehicle waiting times at satellites, into the 2E-LRP to formulate a more practical 2E-LRP model. To our knowledge, the newly formulated 2E-CLRPVS is a new extension of the LRP that has not yet been studied. A set of 19 instances with up to 99 customers was generated from data from the greater Montréal area, and the BVF method was used to address the problem. The computational experiments have proved the validity of the 2E-CLRPVS in optimizing two-echelon distribution systems. Comparison between the experimental results of the BVF method and the optimal solutions obtained by a single model with AMPL/GUROBI has demonstrated the efficiency and robustness of the BVF method in terms of solution quality and computational time for all the tested instances.

The sensitivity analysis reveals the importance of satellite and vehicle capacities which impact the total cost, vehicle loading rates and waiting times at satellites. So, as managerial applications, our model can help decision-makers and practitioners to decide whether to improve the capacity of satellites or that of 1st or 2nd echelon vehicles according to their main objectives and, thus, allow them to design optimized urban distribution systems.

Another managerial implication is that the exact travel time determination and the minimization of vehicle waiting time we have introduced can help improve vehicle schedules and utilization to enhance last-mile service efficiency and achieve faster deliveries for customer satisfaction. This can also permit the reduction of driver costs for vehicle idle times. From an environmental point of view, the minimization of vehicle waiting times incorporated in our model can contribute to sustainable development of the urban supply chain by reducing dwell times of vehicles at satellites, avoiding, thus, disruption of traffic surrounding satellites that can generate additional pollution and congestion.

However, our method presents the following limit. There is a lack of connection between the location-allocation subproblem (2E-LAP) and the remaining equations of the main problem

(2E-CLRPVS) from which the subproblem was extracted, which can lead to suboptimality in the solution. Therefore, potential future research could explore more efficient exact solution approaches for the 2E-CLRPVS, like Benders' decomposition-based methods, that could decompose the problem into subproblems and establish variables defining a connection between the subproblems to improve solution quality. Heuristic and metaheuristic approaches are promising solution directions to explore for our problem to find better solutions.

CHAPITRE 3

MULTI-OBJECTIVE MULTI-DEPOT SUSTAINABLE TWO-ECHELON CAPACITATED LOCATION ROUTING PROBLEM FOR URBAN DISTRIBUTION

Viviane Agnimo^a, Mustapha Ouhimmou^b, Marc Paquet^c, Julio Montecinos^d

^{a, b, c, d} Département de Génie des systèmes, École de technologie supérieure,
1100 Rue Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, H3C 1K3, Canada

Article soumis pour publication à « *7th edition of the Springer International Conference on Logistics Operations Management: Smart, Sustainable and Green Logistics* », mai 2024

Abstract

Growing damage caused on environment by urban distribution activities are led to the implementation of legislation from governments and to environmentally conscious consumers, reflected by their interest in products with low carbon footprint. Therefore, logistics service providers are seeking to reduce their carbon emissions, either forced by legislation, or voluntarily to acquire an excellent public image. Thus, optimization models are required to support those logistics service providers in designing sustainable networks. This paper introduces a novel variant of the Two Echelons Location Routing problem (2E-LRP) integrating multi-depots, multi-objective optimization minimizing economic cost and CO₂ from transportation, vehicles temporal synchronization at satellites and heterogeneous fleet, four aspects that have not till now been studied simultaneously in the literature on 2E-LRP. The epsilon-constraint method was used to shed light trade-offs between costs and carbon emissions by generating the pareto frontier comprising the set of non-dominated solutions. An activity-based cost of ownership profitability analysis was also carried, out in order to determine from what level of activity in terms of distance traveled for delivery operations, investment in environmentally friendly fleet of vehicles become more cost-effective than the classical fleet made of only conventional trucks.

Keywords: Sustainable urban distribution, Two-echelon location-routing problem, Synchronization, Multi-objective optimization, Fuel consumption, CO₂ emissions minimization, Heterogeneous fleet, Vehicle cost of ownership, Profitability analysis, Fleet composition, Multi-depots, Mixed integer programming model, Binary variable fixing method, Epsilon-constraint method.

3.1 Introduction

In last decades, an increase in both passenger and freight road transport volume has been observed in urban areas as a consequence of growing urbanization. That leads to negative externalities in terms of congestion, air pollution and greenhouse gas (GHG) emissions (Ehmke, 2012; Snoeck and Winkenbach, 2020; Taniguchi et al., 2014). Freight transportation is the largest and most significant contributors to these negative externalities (Browne et al., 2012; Demir et al., 2015; Quak, 2008). In fact, due to the size of the vehicles involved which are powered by diesel engines, and as load has been identified as one of the critical parameters affecting fuel consumption in diesel engine-powered vehicles, freight transportation constitutes a large fuel consumption activity (Barth et al., 2005). Traffic congestion in city spaces further increases fuel consumption in urban freight transportation. Indeed, as it has been demonstrated that for each vehicle there exists an optimum speed yielding to minimum fuel consumption and idle running speeds in traffic jam are generally much lower than optimal speed, which tends to increase fuel consumption (Barth and Boriboonsomsin, 2008; Demir et al., 2014a; Jamshidnejad et al., 2017). And, a direct correlation between fuel consumption and air pollutants and GHG emissions has been established (Barth et al., 2005). Air pollutants including Sulphur oxides (SO_x), nitrogen oxides (NO_x), carbon monoxide (CO), volatile organic compounds (VOCs), particulate matter (PM), and hazardous air pollutants, have been recognized as having harmful effects on human health. And GHGs are known to contribute to global warming (Barth et al., 2005; Demir et al., 2014a, 2014b; Demir et al., 2015; Jamshidnejad et al., 2017). According to Wright et al. (2011), CO₂ and CH₄ are the two most noxious anthropogenic GHGs which represent the substantial part of the 'Carbon footprint'. CH₄ emissions can be efficiently reduced by fitting the vehicle with a catalytic converter

(Natural Resources Canada, 2014). But this is not the case for CO₂ emissions amount, which require modelling and optimizing approaches for estimating and reducing this amount.

Beside effects of urbanization, freight vehicles volume suffers the impact of e-commerce success which leads to more smaller delivery volumes and frequent deliveries to customers' homes and collection points with often very short delivery times. This results in an increase in the number of freight vehicles movements within cities (Crainic et al., 2009a; Savelsbergh and Van Woensel, 2016; Winkenbach et al., 2015).

In recent years, multi-echelon distribution systems have been proposed for large cities and megacities to alleviate negative social and environmental impacts of growth in freight transport. Multi-echelon distribution schemes are constituted with city distribution centers (CDCs) located at the border of the city area, forming the first echelon facilities and subsequent layers of intermediate facilities (called satellites) inside the urban space forming the lower echelons. Freight from outside areas of the city is consolidated at CDCs and forwarded to satellites from where final deliveries to customers are operated (Cattaruzza et al., 2017; Crainic et al., 2009a; Savelsbergh and Van Woensel, 2016). The goal envisioned through multi-echelon distribution systems being to create freight processing facilities inside the city area in the vicinity of customers and enable the use of small size and electric vehicles, which due to their limited autonomy and capacity could not be exploited on long distance. This system allows to comply with the regulations that restrict the access of large trucks with heavy loads to urban areas, reducing thus pollution and congestion. It also allows by route lengths reduction the shortening of delivery times to online shoppers and consecutive several deliveries, leading to more reactivity, flexibility, which can improve the quality of service (Cattaruzza et al., 2017; Guyon et al., 2012; Snoeck and Winkenbach, 2020).

Key decisions in multi-echelon city logistics systems planning are satellites' location and number, which have strong impact on transportation costs which represent an important part of the entire supply chain cost (Baldi et al., 2012; Rahmani et al., 2015). It has been highlighted by Salhi and Rand (1989) in earlier studies that facility location and vehicles routing are

interrelated decisions that must be planned jointly and optimized in integrated manner, otherwise, suboptimal solutions will be obtained. That makes Location Routing Problem (LRP) which combines Facility Location Problem (FLP) and Vehicle Routing Problem (VRP) for joint facilities location and vehicles routing, an important problem in operationally and costly efficient planning of multi-echelon urban distribution systems (Nedjati et al., 2017). Multi-echelon LRP is mostly treated in literature as two-echelon system, which is referred to as 2E-LRP (Two-echelon Location Routing Problem) (Cattaruzza et al., 2017; Drexl and Schneider, 2015; Rahmani et al., 2015). On the first echelons of multi-echelon distribution systems, transport is carried out by conventional trucks because the high costs of battery-electric trucks and the other low-carbon trucks (liquefied natural gas-powered trucks, hybrid trucks, etc.) prevent them to be exploited. In addition, battery-electric trucks' autonomy does not allow their use over such long distances (Guyon et al., 2012). High CO₂ emission rates of diesel fueled trucks employed on this echelon, make environmental issues current important challenge in city logistics.

Over recent years, interest for environmental aspects in the study of various variants of VRP and FLP has considerably increased. This is reflected by environmental criteria being more and more aggregated in these researches with the other criteria into a sum in the objective function, or dealt with as an additional objective in multi-objective optimization, or treated as a constraint in the problem (see the reviews by Demir et al. (2014b), Lin et al. (2014), Asghari and Mirzapour Al-e-hashem (2021) and Jayarathna et al. (2021)). Nonetheless, literature that specially address green LRPs and particularly green LRPs as multi-objective optimization is scarce.

Additionally, multi-echelon systems design demands for more complex models for transportation plan design than single-echelon ones. Advanced models allowing to explicit consider aspects related to interactions between echelons, such as the temporal synchronization of different echelons' fleets of vehicle, are required (Crainic et al., 2009a; Crainic and Sgalambro, 2014). To the best of our knowledge, no papers addressing multi-objective multi-echelon LRP consider temporal synchronization of vehicle fleets of different echelons at

satellites. Furthermore, utilization of heterogeneous fleet in urban distribution was identified as an important factor that have substantial potential for logistics cost, fuel consumption and CO₂ emissions reduction (Zhang et al., 2019). Moreover, fixed costs of vehicles linked to their acquisition costs constituting the largest part of the logistics operational costs, are conflicting with environmental objective, as the vehicles with the lowest acquisition costs tend to be the most polluting ones. Thus, this requires the development a modelling approach integrating multi-objective optimization and heterogeneous fleet to allow for a trade-off between these two conflicting objectives. However, there are rare numbers of papers considering heterogeneous fleet in multi-objective optimization of 2E-LRP. Multi-depot variant of two-echelon routing problems has also been pointed out by Cuda et al. (2015) as worthwhile to address. Yet, the multi-depot problem is very rarely considered in the context of 2E-LRP. This paper aims to fill up these gaps in the current scientific literature.

Compared with previous studies, this paper contributes to literature on 2E-LRP in the following ways. First, we provide a bi-objective 2E-LRP model minimizing total distribution operations cost and CO₂ emissions from freight transportation, considering both echelons' vehicles arrival times at satellites synchronisation, heterogeneous vehicle fleet and multi-depots. We denoted this novel LRP variant multi-objective multi-depot two-echelon capacitated location routing problem with heterogeneous fleet and vehicles synchronization (MOMD-2E-CLRP). It is to our knowledge, the first multi-objective multi-echelon LRP model that consider together vehicles synchronisation, heterogeneous fleet and multi-depots. The second contribution of this paper is based on extensive computational experiments using epsilon-constraint method to analyze trade-offs between total network costs and CO₂ emissions. Its third contribution is, through an activity-based cost of ownership profitability analysis, to investigate from what level of activity in terms of mileage traveled for delivery operations investment in ecological fleet of vehicles is more cost-effective than the classical fleet made of only conventional trucks. This activity-based profitability analysis aims to provide useful insight to logistics service providers in defining their sustainability strategy to switch to low-carbon trucks.

The paper is organized in the following manner. Section 2 provides a brief review of relevant literature on multi-echelon green LRP. In Section 3, the problem statement and the proposed mathematical model are described. Section 4 is dedicated to the solution approach, while in Section 5 the numerical experiments and the discussions based on the case study of Great Montreal area are presented. Section 6 gives conclusions, and managerial insights draw form our computational experiments.

3.2 Literature review

In recent decades, due to growing environmental concerns, an increasing number of papers but still small at the moment have focused on environmental issues consideration in 2E-LRP. These papers consider either directly vehicles carbon emission factors, or fuel consumption to determine and reduce carbon emissions, or environmental effects of the supply chain. And the environmental decisions are either aggregated with the other criteria into a sum in the objective function or considered as an additional objective in multi-objective optimization or treated as a constraint in the problem. In the following, we present a brief state-of-the-art of past research on multi-echelon green LRP, which involves environmental consideration. In most multi-echelon green LRP studies in the literature, the vehicle fleet is assumed to be homogeneous. We first review these studies, then we focus on literature integrating mixed fleets also referred to as heterogeneous fleet. Finally, we propose the innovation, and the contribution of this paper based on the research gap identified from the current literature.

Tang et al. (2016) developed two models to design a sustainable supply chain network, namely a multi-objective location-routing-inventory model that handles trade-offs between costs and the carbon emissions and a revenue model considering consumer environmental behaviors regarding their interest for low carbon emissions products. The multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) algorithm was employed as solution approach. Ouhader and El Kyal (2017) discussed epsilon-constraint method to investigate trade-offs between CO₂ emissions from transportation and cost minimizations and job creation opportunities maximization, in the design of a sustainable urban freight distribution network under horizontal collaboration.

Rabbani et al. (2017) presented a new variant of LRP denoted Transportation Location Routing Problem (TLRP). A multi-objective model considering soft time windows for customers and optimizing three objectives including distribution costs, fuel consumption and CO₂ emission costs and the city drivers' workloads balance, was provided and addressed employing the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) and the MOPSO. Ebrahimi (2018) focused on a stochastic multi-objective location-allocation-routing problem for closed loop supply chain network design for tire industry that includes three objectives: total costs minimization, environmental emission effects minimization, and the responsiveness of the integrated network maximization. The augmented epsilon-constraint (AUGMECON) method was utilized to generate the Pareto fronts of solutions. Li et al. (2019) focused on a 2E-LRP arising in the context of biomass feedstock delivery in which reduction in the amount of carbon emissions is imposed as a constraint in the problem. They solved the problem by the mean of a hybrid genetic algorithm (HGA) embedding the standard genetic algorithm (GA), the tabu search (TS) and the local search (LS). Pitakaso et al. (2020) applied a novel variable neighborhood strategy adaptive search (VaNSAS) algorithm to solve a Green 2E-LRP (G2ELRP) seeking to minimize the total fuel consumption cost and arising in rubber industry.

In Validi et al. (2020) and Validi et al. (2021), a sustainable bi-objective three-echelon LRP (3E-LRP) seeking to minimize operating costs alongside CO₂ emissions generated in the routing process, is modelled. Validi et al. (2020) implemented a Design of Experiment (DoE)-guided genetic algorithm (GA)-based metaheuristic, ie., the Multi-Objective Genetic Algorithm of kind II (MOGA-II) complemented by TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) to address the problem. Validi et al. (2021) employed the NSGA-II and the MOPSO in addition to the MOGA-II to tackle the problem and the superiority of the NSGA-II over the two others metaheuristics has emerged from their results. Yang et al. (2020) formulated the Hub Location-Routing Problem (HLRP) as a mixed integer linear programming (MILP) that considers CO₂ emissions and the total network cost minimizing and used the AUGMECON to solve the problem. Aloui et al. (2021) introduced a Two-Echelon Collaborative Inventory-Location-Routing Problem (2E-CILRP), that was formulated in the form of a multi-objective model minimizing logistic costs alongside CO₂

emissions and accident risk. They hybridized k-means clustering algorithm, used to make decisions on the assignment of customers and suppliers to the distribution centers, with a genetic algorithm to handle the problem. Rodriguez-Melquiades et al. (2021) provided a four-level sustainable LRP model for products delivery and pickup of waste in the urban logistics context, optimizing economic costs and the amount of CO₂ emissions from transportation. The model was implemented in the optimization software GLPK (GNU Linear Programming Kit) for its solution. Wu et al. (2021) examine a multi-period two-echelon LIRP model considering time windows and minimizing vehicle fuel consumption cost alongside the other operational costs in the objective function. They implemented a two-stage hybrid metaheuristic comprising a GA and a gradient descent algorithm to address the problem. In Ji et al. (2022) constructed a MOPSO heuristic to solve a bi-objective 3E-LRP that creates trade-offs between the total cost and the carbon-capped difference. Tang et al. (2023) proposed a 2E-LRP model minimizing carbon emission amount of which is calculated using carbon emission factors. To solve the problem, a metaheuristic called two-stage hybrid algorithm is developed. In the first stage, a facility location problem aiming to determine solutions about the location of distribution centers and the assignment of customers is solved by the mean of CPLEX. In the second stage, based on the solutions of the facility location problem, vehicle route problems are solved employing an improved ant colony algorithm.

Fleet composition constitutes one of the critical issues in city logistics which is commonly dealt with by using heterogeneous fleet by scholars in most urban distribution related studies. In recent years, more attention is paid to the use of heterogeneous fleet in the context of the green 2E-LRP. A multi-objective 2E-LRP model was suggested for designing perishable food supply chain network considering multi-depot, heterogeneous fleet and time windows by Govindan et al. (2014). Trade-offs were analyzed between environmental impacts of CO₂ emissions and logistics costs. A multi-objective hybrid metaheuristic approach, combining the multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) and the adapted multi-objective variable neighbourhood search algorithm (AMOVNS), is constructed to solve the problem. Zhao et al. (2018) focused on a two-echelon capacitated LRP (2E-CLRP) for the redesign of the urban logistics network for joint delivery alliances in city logistics, that incorporates multi-

depot, heterogeneous fleet and consider carbon emissions in the computational analysis of the case study. The cooperative approximation heuristic algorithm (CAHA) was developed to solve the problem. Gholipour et al. (2019) used an exact method through GAMS24.1/ CPLEX software to solve a bi-objective three-echelon inventory-location-routing problem model considering heterogeneous vehicles, uncertain demand, for green supply chain network design. Fuzzy theory was applied to tackle the demand uncertainty and minimization of pollution throughout the transportation process was achieved by vehicular fuel consumption cost minimization alongside the other economic costs in cost objective function. Two models for the two-echelon open LRP (2E-OLRP) considering mixed fleet composed of fuel and electric vehicles, and the impact of speed and load on energy consumption and CO₂ emissions, were formulated by Hu et al. (2020) and implemented in an improved simulated annealing algorithm. Liu et al. (2021) proposed a sustainable 2E-LRP in which delivery on first echelon was performed by homogeneous fleet of van and the second echelon involves mixed vehicle including, autonomous delivery robot and autonomous ground vehicles with parcel lockers, for electronic Grocery distribution industry's last mile delivery. A bi-objective model minimizing the total cost and environmental impact of the network was provided and tackled using a meta-heuristic algorithm called hybrid immune algorithm (HIA). Rabbani et al. (2021) established a multi-objective sustainable location inventory routing problem (LIRP) model for municipal waste management system optimizing, considering heterogeneous vehicle fleet. The model encompasses three objectives of minimizing total net cost, greenhouse gas emissions, and total waste collection and treatment time and was implemented in GAMS 24.1.2 / CPLEX solver applying the AUGMECON2 method.

In Du et al. (2022), a multi-depot multi-objective 2E-LRP was studied for horizontal cooperation among online parcel express delivery companies including three objectives, i.e., minimizing operation costs and carbon emissions and maximizing customer satisfaction. The effect of different compositions of heterogeneous vehicles was analysed. For solution approach, a multi-objective hybrid heuristic combining the immune algorithm and improved non-dominated genetic sorting algorithm II (IA-iNSGA-II) is used. Govindan et al. (2023) developed a model for circular closed-loop supply chain network design, in form of multi-

objective LRP. The problem incorporates location of multi-depot, heterogeneous fleet, uncertain demand and intending to minimize the total cost as sum of strategic and operational costs, together with the lost sales. The operational cost was determined applying carbon tax to operations related emissions, leading to reduction of carbon emissions through its minimizing. For solution approach, they implemented the AUGMECON method in CPLEX solver of GAMS software. Hajghani et al. (2023) presented MILP model for 2E-LRP considering a heterogeneity of the vehicle fleet on first echelon, hybrid open and closed routes, uncertainty in model parameters, that incorporates three objective functions: costs and CO₂ emissions minimization and maximization of social responsibility (employment rate and economic development). As for solution method, the AUGMECON method along with two metaheuristic algorithms, namely Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) and Multi-Objective Stochastic Fractal Search (MOSFS) were used. Hashemi-Amiri et al. (2023) provided a multi-echelon multi-objective LRP model for municipal solid waste management, taking heterogeneous fleet and shift scheduling into account. The objectives comprise total profit maximizing, carbon emissions and social risk minimizing. The problem was run by the Gurobi solver in Python software.

A summary of the above-reviewed findings about the relevant literature to the study, and comparison with the present one, are provided in Table 3.1. Upon analysis of Table 3.1, it can be observed that an increasing interest in multi-echelon networks for green LRP studying in recent literature. Growing emphasis is put on multi-objective mathematical model formulation in multi-echelon green LRP studying, as about 75% of these papers provided a multi-objective mathematical model. Also, existing multi-echelon green LRP studies considering heterogeneous fleet that create trade-offs between cost minimizing and carbon emissions minimizing remain scarce, representing only 25% in Table 3.1. Yet, fixed costs of vehicles related to their acquisition costs constituting the largest part of their ownership and total logistics costs, are conflicting with green objective, as the vehicles with the lowest acquisition costs tend to be the most polluting ones. This justifies the opportunity of developing a modelling approach integrating multi-objective optimization and heterogeneous fleet to allow for trade-offs between these two conflicting objectives. Synchronization is yet another critical

issue in multi-echelon city logistics systems. Which has, by contributing to reduce dwell times of vehicles at satellites, a huge potential for reducing pollution and congestion that can be caused by the disruption of transshipment activities on traffic surrounding the satellites. Yet, the authors are not aware of any multi-objective and multi-echelon green LRP study that integrates synchronization of both echelons' vehicles arrival time windows at satellites. Upon the analysis of Table 3.1, it can also be found that multi-depots are seldom considered in multi-objective optimization of multi-echelon green LRP, as we found only one multi-objective multi-depot multi-echelon green LRP. Thus, to fill the mentioned gaps in the current literature, the novelty and the contribution of this paper are to formulate a comprehensive multi-objective multi-depot and multi-echelon model for LRP that minimizes carbon emissions alongside total network operating cost and integrates vehicle synchronization and heterogeneous vehicles with respect to acquisition costs and carbon emission levels. The proposed model can provide business firms and transportation policy makers valuable insights into trade-off between vehicle acquiring and operating expenses and carbon emissions for designing environmentally sustainable and cost-efficient freight distribution network.

Table 3.1 Summary of the recent literature on multi-echelon green LRP and positioning of this work

Reference	Multi-depot	Network echelons	Vehicles temporal synchronization	Fleet type		No. of	Objective function(s)		Solution method(s)	
				Ho	Ht		Description and evaluated green issue(s)	Exact	Heuristic/ Metaheuristic	
Govindan et al. (2014)	✓	2			✓	Multiple	Min. total costs Min. environmental effects		✓	
Tang et al. (2016)		2		✓		Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions		✓	
Ouhader and El Kyal (2017)		2		✓		Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions Max. job creation opportunities	✓		
Rabbani et al. (2017)		2		✓		Multiple	Min. distribution cost Min. fuel consumption and carbon emissions cost Min. route balance		✓	
Ebrahimi (2018)		6		✓		Multiple	Min. total cost Min. environmental effects Max. responsiveness	✓		
Zhao et al. (2018)	✓	2			✓	Single	Min. total cost (analysis on effects of delivery scenarios on carbon emissions)		✓	
Gholipour et al. (2019)	✓	2			✓	Multiple	Min. total cost (min. fuel consumption cost in the cost objective alongside other costs) Min. total shortages	✓		
Li et al. (2019)		2		✓		Single	Min. total cost (carbon emissions reduction imposed as constraint in the problem)		✓	
Hu et al. (2020)		2			✓	Single	Min. total cost (min. fuel consumption cost in the cost objective alongside other costs)		✓	
Pitakaso et al. (2020)		2		✓		Single	Min. fuel consumption cost		✓	
Validi et al. (2020)		3		✓		Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions		✓	
Yang et al. (2020)		2		✓		Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions	✓		
Aloui et al. (2021)		2		✓		Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions Min. accident risk	✓	✓	
Liu et al. (2021)		2			✓	Multiple	Min. total costs Min. environmental effects		✓	
Rabbani et al. (2021)		3			✓	Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions Min. waste collection and treatment time	✓		
Rodriguez-Melquiades et al. (2021)		4		✓		Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions	✓		
Validi et al. (2021)		3		✓		Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions		✓	
Wu et al. (2021)		2		✓		Single	Min. total cost (min. fuel consumption cost in the cost objective alongside other costs)		✓	
Du et al. (2022)	✓	2			✓	Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions Max. customer satisfaction		✓	
Ji et al. (2022)		3		✓		Multiple	Min. total cost Min. carbon-capped difference		✓	
Govindan et al. (2023)	✓	6			✓	Multiple	Min. total cost (min. carbon cost in the cost objective alongside other costs) Min. lost sales	✓		
Hajghani et al. (2023)		2			✓	Multiple	Min. total cost Min. environmental effects Max. responsiveness	✓	✓	
Hashemi-Amiri et al. (2023)		4			✓	Multiple	Max. total profit Min. carbon emissions Min. social risk	✓		
Tang et al. (2023)		2		✓		Single	Min. carbon emissions		✓	
This current paper	✓	2	✓		✓	Multiple	Min. total cost Min. carbon emissions	✓		

Ho: Homogeneous fleet, Ht: Heterogeneous fleet

3.3 Problem statement and proposed model

3.3.1 Problem definition

The model proposed in this paper is a multi-objective and heterogeneous fleet extension of the 2E-CLRPVS (Two-Echelon Capacitated Location Routing Problem with Vehicles Synchronization) model formulated by Agnimo et al. (2023), to which we have integrated a heterogeneous fleet, added a second objective to account for environmental impacts. As shown by the illustration of the basic problem – the 2E-CLRPVS – depicted by Figure 3.1, the problem of interest addresses the design of a two-echelon distribution system involving on the 1st-echelon, two capacitated CDCs are located on the outskirts of the city area, and on the second echelon, a set of capacitated potential satellites located in the vicinity of customers within the city area. Package sizes are assumed to be similar standardized sizes and capacities of CDCs and satellites are expressed in product tonnage that can be processed simultaneously. The problem is also constrained with capacities on the vehicles expressed in product tonnage.

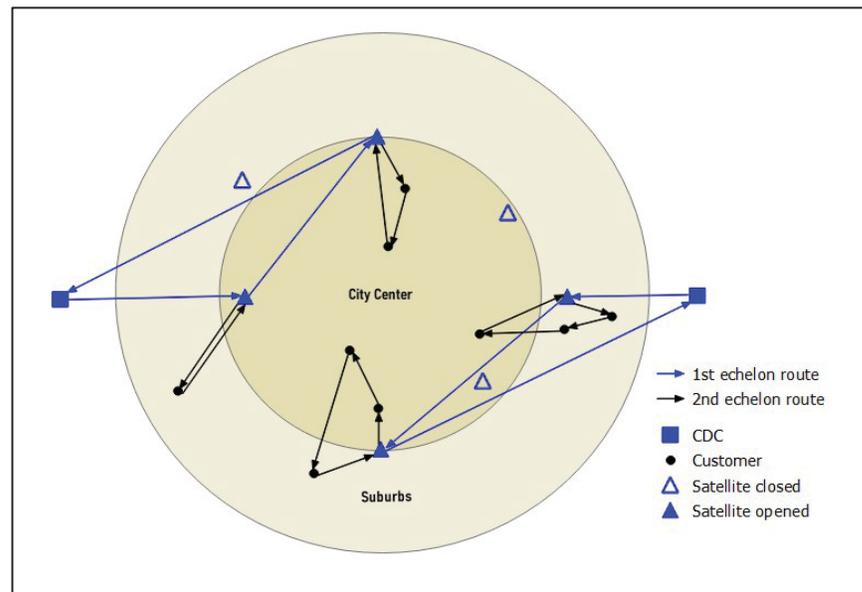


Figure 3.1 Illustration of the 2E-CLRPVS network
(Agnimo et al., 2023)

Freight distribution in urban area is proceeded in two steps, using two fleet of vehicles. At CDCs, freight from various suppliers with various origins to customers located within the city area is consolidated onto 1st-Echelon Vehicles (1EVs) to be forwarded to satellites, and at satellites, freight is transferred onto 2nd-Echelon Vehicles (2EVs) for the final delivery to customers. Each 1EV's route starts from a CDC, may serve several opened satellites, and returns at the initial depot. Each 2EV's route starts from an opened satellite, may serve several customers, and returns to the initial satellite. Direct delivery from CDCs to customers and split delivery at the 1st and 2nd echelons are not allowed. In the setting of the 2E-CLRPVS, the satellites are supposed to have limited parking space and no storage capacity. An exact synchronization is thus required between 1EVs and 2EVs to avoid too long waiting time of 2EVs, as in the problem setting, the 1EVs are not allowed to wait. Only 2EVs are allowed to wait at transshipment facilities. The 2E-CLRPVS aims to allow the choice of the locations of satellites to be operated among candidate sites, to make assignment of opened satellites to CDCs and customers to the opened satellites, to build 1st and 2nd echelon routes while synchronously connecting the two echelons.

In this study, based on the existing 2E-CLRPVS formulation at hand, we further derive a formulation of the multi-objective multi-depot two-echelon capacitated location routing problem with heterogeneous fleet and vehicles synchronization (MOMD-2E-CLRP), which incorporates environmental objective in addition to cost objective and considers heterogeneous vehicles. The environmental objective targets minimization of CO₂ emissions on the 1st-echelon of the network, the amount of which is quantified based on fuel consumption to which is applied CO₂ emission factor provided by vehicle constructors. In contrast to the aggregated vehicles exploitation costs per kilometer representing the combined sum of fixed and variables costs considered in the by 2E-CLRPVS, in this paper, we separate the vehicles exploitation costs into the fixed dispatch costs, variable costs per kilometer and driver's wage. Also, unlike in the 2E-CLRPVS, at the 1st- echelon, we consider heterogeneous fleet of vehicles with respect to acquisition costs and carbon emission levels. Vehicle fixed dispatch costs, which related to their acquisition costs, constitute large proportion of their costs of ownership, and the vehicles with the lowest acquisition costs tend to be the most polluting. The goal of our

modelling approach integrating multi-objective optimization alongside heterogeneous vehicles with respect to their acquisition costs and carbon emission levels, is to provide valuable insights for individual firms and transportation policy makers into trade-off between vehicles acquiring and operating expenses and environment impacts of the supply chain. The total cost minimized in the economic objective includes the opening and operating costs of satellites, freight handling costs (cost for loading and unloading operations) at CDCs and satellites, time-related and distance-related variables costs, and fixed vehicles dispatch costs. The time-related costs encompass costs related to travel time, satellites and customers service times, waiting time incurred at satellites. The waiting time of 2EVs at satellites, set up for synchronization purposes, is thus minimized in the MOMD-2E-CLRP through penalty cost imposed on it in the objective function. A maximum duration was also set on that waiting time as a constraint to allow for synchronization between vehicles of the two echelons at satellite within a maximum time span. These synchronization features give our model a more practical character than the traditional 2E-LRP.

The heterogeneous fleet of vehicles of 1EVs we considered on the 1st- echelon, is composed of conventional, liquified natural gas (LNG)-powered, and all-electric class 8 trucks with various acquisition costs. We assume conventional trucks to be type of Volvo FM 440 Truck, LNG-powered trucks to be type Volvo FH LNG, and all-electric trucks to be type of Lion 8 manufactured by Lion Electric. The Volvo FH LNG is reported to enable a global reduction in fuel consumption and CO₂ emissions of approximately 20% (Truck News, 2023). Therefore, we assume the LNG-powered trucks in our problem to reduce fuel consumption and CO₂ emissions to 20% compared to conventional trucks. On the 2nd-echelon, homogeneous fleet of electric vehicles, with capacities smaller than 1EVs' ones, are supposed to be used. We suppose these truck to be of the type of Lion 6 produced by Lion Electric. All 1st-echelon trucks are assumed to have a maximum payload of 26 tons and the trucks of the 2nd-echelon a maximum payload of 8.66 tons. For details on specifications on the aforementioned vehicles, we refer the reader to (Volvo Trucks (2018), Motowheeler (2023a), Motowheeler (2023b), Lion Electric (2023)).

3.3.2 Model formulation

The mixed integer programming model for the MOMD-2E-CLRP is formulated as following:

- **Sets and indices**

$n \in N$	Set of the network nodes
$d \in N_D$	Set of the two CDCs nodes ($N_D \subset N$)
$s \in N_S$	Set of potential satellites nodes ($N_S \subset N$)
$c \in N_C$	Set of customers nodes ($N_C \subset N$)
$(i, j) \in A$	Set of the network arcs
A_d^1	Set of arcs between CDC $d \in N_D$ and satellites served by this CDC and between those satellites ($A_d^1 \subset A$)
$A^1 = \bigcup_{d \in N_D} A_d^1$	Set of 1st echelon arcs ($A^1 \subset A$)
A_s^2	Set of arcs between each satellite $s \in N_S$ and its customers and between customers served by this satellite ($A_s^2 \subset A$)
$A^2 = \bigcup_{s \in N_S} A_s^2$	Set of second-level arcs ($A^2 \subset A$)
$f \in F$	Set of all vehicles available in the network
$\tau \in F_d^T$	Set of heterogeneous 1 st -echelon vehicles available at each CDC $d \in N_D$ ($F_d^T \subset F$)
$\tau \in F_d^{TC}$	Set of conventional vehicles available at each CDC $d \in N_D$ ($F_d^{TC} \subset F_d^T$)
$\tau \in F_d^{TH}$	Set of hybrid vehicles available at each CDC $d \in N_D$ ($F_d^{TH} \subset F_d^T$)
$\tau \in F_d^{TE}$	Set of electric vehicles available at each CDC $d \in N_D$ ($F_d^{TE} \subset F_d^T$)
$\tau \in F^T = \bigcup_{d \in N_D} F_d^T$	Set of vehicles available at the 1 st -echelon ($F^T \subset F$)

$v \in F_s^V$	Set of homogeneous 2 nd -echelon vehicles available at each satellite $s \in N_S$ ($F_s^V \subset F$)
$v \in F^V = \bigcup_{s \in N_S} F_s^V$	Set of vehicles available at the 2 nd -echelon ($F^V \subset F$)

- **Parameters**

t_0	Beginning of the time horizon
q_c	Demand of customer $c \in N_C$ (in units of product)
K_n^F	Capacity of vehicles of each CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ (in units of product)
K_n^{LP}	Capacity of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ (in units of product)
m_1	Number of 1 st -echelon vehicles
m_2	Number of 2 nd -echelon vehicles
r_n	The maximum number of roads starting from each CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$
c_s^O	The operation cost of each potential satellite $s \in N_S$
c_f^F	Fixed dispatch cost per day of vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$
c_f^V	Variable cost per kilometer of vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$
c^D	Driver wage per hour
c_n^H	Cost of handling (loading or unloading) of a unit of product at site $n \in N_D \cup N_S$
t_1^H	Unloading time 1 st -echelon vehicles at satellites
t_2^H	Loading time 2 nd -echelon vehicles at satellites
t_2^S	Service time of 2 nd -echelon vehicles at customer locations
t_{ij}^{nf}	Travel time of vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ from node $i \in N$ to node $j \in N$

δ_{ij}^{nf}	Distance travelled by vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ from node $i \in N$ to node $j \in N$
t_s^A	Arrival time at satellite $s \in N_S$ of assigned 2 nd -echelon vehicles from the depot for the first route
t_{max}^W	The maximum waiting time of 2 nd -echelon vehicles at each satellite
M	A large enough positive number
w^τ	Curb weight (kg) of vehicle $\tau \in F^T$
E^{ICE}	Carbon dioxide emission factor of diesel fuel (kg/ton-km)
F^{SAV}	Factor to account for fuel saving of LNG truck
E^0	Carbon dioxide emission of electric vehicles (typically 0)

- **Decision variables**

$Y_s = 1$	If a satellite is located on-site $s \in N_S$ otherwise 0
$X_{ij}^{nf} = 1$	If the vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ travels from node $i \in N$ to node $j \in N$ otherwise 0
$\lambda_{ds} = 1$	If CDC $d \in N_D$ serves the satellite $s \in N_S$ otherwise 0
$Z_{sc} = 1$	If the customer $c \in N_C$ is served by satellite $s \in N_S$ otherwise 0
T_{nfi}^A	Arrival time of vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ at node $i \in N$
T_n^D	The departure time of vehicles from CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$
T_s^W	Waiting time at node $s \in N_S$ of 2 nd -echelon vehicles
Q_{ij}^{nf}	The load carried by vehicle $f \in F$ of CDC or satellite $n \in N_D \cup N_S$ from node $i \in N$ to node $j \in N$

$$D_s = \sum_{c \in N_C} q_c Z_{sc} \quad \text{The amount of freight passing through each satellite } s \in N_S$$

$$D_d = \sum_{s \in N_S} D_s \lambda_{ds} \quad \text{The amount of freight passing through each CDC } d \in N_D$$

$$m_s = \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} X_{si}^{sv} \quad \text{Number of 2}^{\text{nd}}\text{-echelon vehicles used at satellite } s \in N_S$$

$$\mu_s = 1 \quad \text{only if } m_s > 0 \text{ otherwise } 0z$$

$$L_i^{nf} \quad \text{A slack variable used in sub-tour elimination constraint, } f \in F, i, n \in N$$

- **Objective functions**

$$\text{Min } O_1 \left(\begin{array}{l} \sum_{s \in N_S} c_s^O Y_s + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{ij \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} c_\tau^V \delta_{ij}^{d\tau} X_{ij}^{d\tau} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{j \in N_S} c_\tau^F X_{dj}^{d\tau} \\ + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{ij \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} c^D t_{ij}^{d\tau} X_{ij}^{d\tau} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{i \in N_S} \sum_{j \in \{d\} \cup N_S} c^D t_1^H X_{ij}^{d\tau} \\ + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{ij \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} c_v^V \delta_{ij}^{sv} X_{ij}^{sv} + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} c_v^F X_{sj}^{sv} \\ + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{ij \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} c^D t_{ij}^{sv} X_{ij}^{sv} + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} \sum_{j \in \{s\} \cup N_C} c^D t_2^S X_{ij}^{sv} \\ + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} c^D (t_2^H + T_s^W) X_{sj}^{sv} \\ + \sum_{d \in N_D} c_d^H D_d + \sum_{s \in N_S} c_s^H D_s \end{array} \right) \quad (3.1)$$

The objective function (3.1) seeks for minimizing the total operational cost which comprises the opening and operating cost of satellites, distance-related vehicles operating cost, time-related cost representing drivers' wage on the amount of a time including travel time, service

time and waiting time occurring at satellites, fixed vehicles dispatch cost, and freight handling cost at CDCs and satellites.

$$\text{Min } O_2 \left(\begin{array}{l} \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^{TC}} \sum_{\substack{i,j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} (w^\tau X_{ij}^{d\tau} + Q_{ij}^{d\tau}) \delta_{ij}^{d\tau} E^{ICE} \\ + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^{TH}} \sum_{\substack{i,j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} (w^\tau X_{ij}^{d\tau} + Q_{ij}^{d\tau}) \delta_{ij}^{d\tau} E^{ICE} F^{SAV} \\ + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^{TE}} \sum_{\substack{i,j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} E^0 X_{ij}^{d\tau} \end{array} \right) \quad (3.2)$$

The objective function (3.2) minimizes CO₂ emission on first echelon and comprises three terms. The first and the second terms calculate CO₂ emission from fuel consumption for respectively conventional trucks and LNG-powered trucks. The third term relates to emission of electric trucks (typically 0).

- **Constraints**

$$\sum_{s \in N_S} X_{ds}^{d\tau} = \sum_{s \in N_S} X_{sd}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \quad (3.3)$$

$$\sum_{s \in N_S} X_{ds}^{d\tau} \leq 1 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \quad (3.4)$$

$$\sum_{\tau \in F_d^T} X_{ij}^{d\tau} + \lambda_{di} + \sum_{\substack{k \in N_D \\ k \neq d}} \lambda_{kj} \leq 2 \quad \forall d \in N_D, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (3.5)$$

$$\sum_{c \in N_C} X_{sc}^{sv} = \sum_{c \in N_C} X_{cs}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V \quad (3.6)$$

$$\sum_{c \in N_C} X_{sc}^{sv} \leq 1 \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V \quad (3.7)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} X_{ij}^{sv} + Z_{si} + \sum_{\substack{k \in N_S \\ k \neq s}} Z_{kj} \leq 2 \quad \forall s \in N_S, i \in N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (3.8)$$

Constraints (3.3) and (3.4) enforce that each 1st-echelon vehicle starts and ends his route at the same CDC, whereas constraint (3.5) is required to forbid the formation of routes that do not start and end at the same CDC. Constraints (3.6), (3.7), and (3.8) enforce the same as previous constraints for the 2nd echelon.

$$X_{ij}^{nf_1} + \sum_{\substack{f_2 \in F \\ f_2 \neq f_1}} \sum_{\substack{k \in N \\ j \neq n}} X_{jk}^{nf_2} \leq 1 \quad \forall n \in N, f_1 \in F, i \in N, j \in N_S \cup N_C, i \neq j \quad (3.9)$$

Constraints (3.9) ensure that each satellite or each customer is respectively assigned to only one 1st-echelon or 2nd-echelon vehicle.

$$\sum_{d \in N_D} \lambda_{ds} = Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (3.10)$$

$$\sum_{s \in N_S} Z_{sc} = 1 \quad \forall c \in N_C \quad (3.11)$$

$$Z_{sc} \leq Y_s \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (3.12)$$

Constraint (3.10) ensures that each satellite is assigned to only one CDC and is assigned to a CDC only if it is open. Constraint (3.11) states that each customer is assigned to only one satellite, and constraint (3.12) states that a customer is assigned to a satellite only if this satellite is open.

$$\sum_{f \in F} \sum_{i \in N} X_{ij}^{nf} = \sum_{f \in F} \sum_{i \in N} X_{ji}^{nf} \quad \forall j \in N_S \cup N_C, n \in N_D \cup N_S \quad (3.13)$$

Constraint (3.13) imposes the balance of vehicles entering and leaving each satellite or customer node.

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} X_{ij}^{sv} = 1 \quad \forall j \in N_C \quad (3.14)$$

Constraint (3.14) guarantees that each customer is visited precisely once by 2nd-echelon vehicles.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} X_{ij}^{d\tau} = \lambda_{dj} \quad \forall d \in N_D, j \in N_S \quad (3.15)$$

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} X_{js}^{d\tau} = Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (3.16)$$

Constraint (3.15) enforces that a satellite is served from a CDC only if it has been assigned to it and that only one route visits a satellite from a CDC. Constraint (3.16) indicates that when each satellite is opened, it has at least one visit to the 1st-echelon route.

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} X_{ij}^{sv} = Z_{sj} \quad \forall s \in N_S, j \in N_C \quad (3.17)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} X_{sj}^{sv} \geq Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (3.18)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} X_{sj}^{sv} \leq M Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (3.19)$$

Constraint (3.17) enforces that a customer is served from a satellite only if that customer has been assigned to it and also that only one route visits a customer from a satellite. Constraint (3.18) indicates that when a satellite is open, it serves at least one customer. Constraint (3.19) assures that there is a route from a satellite to a customer only if this satellite is open.

Constraints (3.20) - (3.23) handle the limitation concerning the number of routes at each echelon, CDC, and satellite according to the number of vehicles available at this echelon or this CDC and satellite.

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{j \in N_S} X_{dj}^{d\tau} \leq m_1 \quad (3.20)$$

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_S^V} \sum_{j \in N_C} X_{sj}^{sv} = m_2 \quad (3.21)$$

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{j \in N_S} X_{dj}^{d\tau} \leq r_d \quad \forall d \in N_D \quad (3.22)$$

$$\sum_{v \in F_S^V} \sum_{j \in N_C} X_{sj}^{sv} \leq r_s Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (3.23)$$

Constraints (3.24) - (3.27) aim to guarantee that the capacity of vehicles of each CDC and each satellite is not exceeded in the construction of routes from each CDC and each satellite to satisfy the demands of assigned satellites or customers.

$$\sum_{i \in N_S} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} D_i X_{ij}^{d\tau} \leq K_d^F \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \quad (3.24)$$

$$\sum_{i \in N_C} \sum_{\substack{j \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} q_i X_{ij}^{sv} \leq K_s^F \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V \quad (3.25)$$

$$D_d \leq K_d^F \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} X_{ds}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D \quad (3.26)$$

$$D_s \leq K_s^F \sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} X_{sc}^{sv} \quad \forall s \in N_S \quad (3.27)$$

Constraint (3.28) guarantees that the demand for opened satellites corresponds to the total demand of customers.

$$\sum_{s \in N_S} D_s Y_s = \sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c Z_{sc} \quad (3.28)$$

Constraints (3.29) - (3.32) are related to the satisfaction of the demand for each network node that equals the flow balance at each node and corresponds to the case of CDCs and satellites to demand determined by the model assigned to them.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ji}^{d\tau} = D_j \lambda_{dj} \quad \forall d \in N_D, j \in N_S \quad (3.29)$$

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{sd}^{d\tau} - \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = -D_d \quad \forall d \in N_D \quad (3.30)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ij}^{sv} - \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ji}^{sv} = q_j Z_{sj} \quad \forall s \in N_S, j \in N_C \quad (3.31)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{cs}^{sv} - \sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} = -D_s \quad \forall s \in N_S \quad (3.32)$$

Constraints (3.33) and (3.34) are also flow balance constraints aiming to strengthen constraints. (3.29) – (3.32) and to ensure that each satellite and customer is served by only one vehicle route from a CDC and satellite node.

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ji}^{d\tau} = D_j Y_j \quad \forall j \in N_S \quad (3.33)$$

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ij}^{sv} - \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ji}^{sv} = q_j \quad \forall j \in N_C \quad (3.34)$$

Constraints (3.35) - (3.39) aim to avoid the violation of the flow balance constraints (constraints [3.29] to [3.34]). Constraints (3.35) and (3.36) state, respectively, that the total load from a CDC to satellites assigned to him and from a satellite to customers assigned to him equally, respectively, total demand for the assigned satellites and assigned customers. Constraints (3.37) and (3.38) state that the total load from all operated CDCs and satellites equals the total demand for opened satellites and customers. Constraint (3.39) states that the total load from all operated CDCs must equal the total load from all opened satellites.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = D_d \quad \forall d \in N_D \quad (3.35)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} = D_s \quad \forall s \in N_S \quad (3.36)$$

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = \sum_{s \in N_S} D_s Y_s \quad (3.37)$$

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} = \sum_{c \in N_C} q_c \quad (3.38)$$

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} \quad (3.39)$$

Compliance with the CDCs capacity limit is imposed by constraint (3.40), while constraint (3.41) enforces the same for satellites.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} \leq K_d^{LP} \quad \forall d \in N_D \quad (3.40)$$

$$\sum_{v \in F_s^V} \sum_{c \in N_C} Q_{sc}^{sv} \leq K_s^{LP} Y_s \quad \forall s \in N_S \quad (3.41)$$

Constraints (3.42) - (3.51) are linking constraints, linking flows on arcs and balances of freight flows at satellites or customers' nodes to arc variables, and also aiming to ensure that freight flow on the arcs does not exceed the vehicle capacities based on the principle that each node visited reduces the flow by an amount corresponding to its demand.

$$Q_{ij}^{d\tau} \leq K_d^F X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in \{d\} \cup N_S, j \in \{d\} \cup N_S, i \neq j \quad (3.42)$$

$$Q_{ij}^{sv} \leq K_s^F X_{ij}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in \{s\} \cup N_C, j \in \{s\} \cup N_C, i \neq j \quad (3.43)$$

$$Q_{ij}^{d\tau} \leq (K_d^F - D_i) X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (3.44)$$

$$Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\substack{n \in \{d\} \cup N_S \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{d\tau} \leq (K_d^F - D_i) X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (3.45)$$

$$Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\substack{n \in \{d\} \cup N_S \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{d\tau} \leq D_j X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in \{d\} \cup N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (3.46)$$

$$\sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - Q_{jn}^{d\tau} \geq D_j X_{jn}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, j \in N_S, n \in N_S, n \neq j, n \neq i \quad (3.47)$$

$$Q_{ij}^{sv} \leq (K_S^F - q_i) X_{ij}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (3.48)$$

$$Q_{ij}^{sv} - \sum_{\substack{n \in \{s\} \cup N_C \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{sv} \leq (K_S^F - q_i) X_{ij}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (3.49)$$

$$Q_{ij}^{sv} - \sum_{\substack{n \in \{s\} \cup N_C \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{sv} \leq q_j X_{ij}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in \{s\} \cup N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (3.50)$$

$$\sum_{\substack{i \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} Q_{ij}^{sv} - Q_{jn}^{sv} \geq q_j X_{jn}^{sv} \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, n \in N_C, j \in N_C, n \neq j, n \neq i \quad (3.51)$$

Constraints (3.52) and (3.53) impose the load of each 1st-echelon and 2nd-echelon vehicle, returning to a CDC or a satellite, to be 0.

$$\sum_{s \in N_S} Q_{sd}^{d\tau} = 0 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \quad (3.52)$$

$$\sum_{c \in N_C} Q_{cs}^{sv} = 0 \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V \quad (3.53)$$

Constraint (3.54) fixes departure times of 1st-echelon vehicles from CDCs and constraints (3.55) and (3.56) those of 2nd-echelon vehicles from satellites.

$$T_d^D = T_0 \quad \forall d \in N_D \quad (3.54)$$

$$T_s^D \geq \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} T_{d\tau s}^A X_{js}^{d\tau} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} t_1^H X_{js}^{d\tau} + \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_2^H X_{si}^{sv} - M(1 - \mu_s) \quad \forall s \in N_S \quad (3.55)$$

$$T_s^D \leq \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} T_{d\tau s}^A X_{js}^{d\tau} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} t_1^H X_{js}^{d\tau} + \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_2^H X_{si}^{sv} + M(1 - \mu_s) \quad \forall s \in N_S \quad (3.56)$$

Constraints (3.57) and (3.58) indicate the arrival time of the vehicles of the first and second echelon, respectively, to the first satellite and the first customer nodes visited on their route according to their respective departure times from the CDCs and the satellites.

$$T_{n fj}^A \geq T_n^D + t_{nj}^{nf} - M(1 - X_{nj}^{nf}) \quad \forall n \in N_D \cup N_S, j \in N_S \cup N_C \quad (3.57)$$

$$T_{n fj}^A \leq T_n^D + t_{nj}^{nf} + M(1 - X_{nj}^{nf}) \quad \forall n \in N_D \cup N_S, j \in N_S \cup N_C \quad (3.58)$$

Constraints (3.59) - (3.62) ensure the continuity of vehicles' arrival times at successive network nodes on the 1st and 2nd echelons.

$$T_{d\tau j}^A \geq T_{d\tau i}^A + t_1^H + t_{ij}^{d\tau} - M(1 - X_{ij}^{d\tau}) \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, i \neq j \quad (3.59)$$

$$T_{d\tau j}^A \leq T_{d\tau i}^A + t_1^H + t_{ij}^{d\tau} + M(1 - X_{ij}^{d\tau}) \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, i \neq j \quad (3.60)$$

$$T_{svj}^A \geq T_{svi}^A + t_2^S + t_{ij}^{sv} - M(1 - X_{ij}^{sv}) \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in \{s\} \cup N_C, i \neq j \quad (3.61)$$

$$T_{svj}^A \leq T_{svi}^A + t_2^S + t_{ij}^{sv} + M(1 - X_{ij}^{sv}) \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in \{s\} \cup N_C, i \neq j \quad (3.62)$$

Constraint (3.63) computes the waiting time of 2nd-echelon vehicles at the satellite, which is the time difference between the arrival of the vehicles of the 1st-echelon and the arrival of those of the 2nd-echelon from the depot.

$$T_s^W = \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} T_{d\tau s}^A X_{js}^{d\tau} - \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_s^A X_{si}^{sv} \quad \forall s \in N_S \quad (3.63)$$

Constraint (3.64) imposes a maximum limit on 2nd-echelon vehicle waiting times to guarantee the synchronization between 1st and 2nd-echelon vehicles at satellites within a maximum allowed time span.

$$T_s^W \leq T_{max}^W \quad \forall s \in N_S \quad (3.64)$$

Constraints (3.65) and (3.66) are related to subtours elimination at the 1st and 2nd echelons.

$$L_i^{d\tau} - L_j^{d\tau} + |N_S|.X_{ij}^{d\tau} \leq |N_S| - 1 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (3.65)$$

$$L_i^{sv} - L_j^{sv} + |N_C|.X_{ij}^{sv} \leq |N_C| - 1 \quad \forall s \in N_S, v \in F_s^V, i \in N_C, j \in N_C, i \neq j \quad (3.66)$$

Binary values on the decision variables are enforced by constraints (3.67) – (3.71), and non-negativity restrictions on variables are defined by constraints (3.72) – (3.76).

$$Y_s \in \{0, 1\} \quad \forall s \in N_S \quad (3.67)$$

$$X_{ij}^{nf} \in \{0, 1\} \quad \forall n \in N_D \cup N_S, f \in F, i \in N, j \in N \quad (3.68)$$

$$\lambda_{ds} \in \{0, 1\} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S \quad (3.69)$$

$$Z_{sc} \in \{0, 1\} \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (3.70)$$

$$\mu_s \in \{0, 1\} \quad \forall s \in N_S \quad (3.71)$$

$$T_{nfi}^A \geq 0 \quad \forall n \in N_D \cup N_S, f \in F, i \in N \quad (3.72)$$

$$T_n^D \geq 0 \quad \forall n \in N_D \cup N_S \quad (3.73)$$

$$T_s^W \geq 0 \quad \forall s \in N_S \quad (3.74)$$

$$Q_{ij}^{nf} \geq 0 \quad \forall n \in N_D \cup N_S, f \in F, i \in N, j \in N \quad (3.75)$$

$$L_i^{nf} \geq 0 \quad \forall n \in N_D \cup N_S, f \in F, i \in N \quad (3.76)$$

The proposed MOMD-2E-CLRP is nonlinear due to the objective function (3.1), constraints (3.24), (3.26), (3.28), (3.29), (3.33), (3.35), (3.37), (3.44), (3.45), (3.46), (3.47), (3.55), (3.56), and (3.63). The linearization of these using appropriate techniques is provided in Appendix B.

3.4 Solution approach

3.4.1 Epsilon-constraint method

The methods belonging to the class of *a posteriori* methods using scalarization are the most popular techniques for multi-objective problems optimization. The scalarization involves transforming the multi-objective problem into a single or a family of single objective optimization problems using a real-valued objective function. The epsilon-constraint method is the most employed technique among the class of *a posteriori* methods owing to its several advantages over the other *a posteriori* methods, namely the weighting method (WM) and the weighting method with normalization (WMN). Unlike the WM and the WMN methods, in the epsilon-constraint method, only one objective function (the main objective) is optimized, and the other objective functions are incorporated in the constraint part of the model by imposing upper bound (minimization case) or lower bound (maximization case) termed epsilon at the right-hand sides of the constraints. The ensuing single objective model can be solved either by the exact or heuristic methods. By variation the epsilon value (decreasing or increasing) the set of non-dominated pareto optimal solutions of the problem can be obtained (Demir et al., 2014a; Mavrotas, 2009).

The epsilon-constraint method is particularly advantageous for the LRP for several reasons (Mavrotas, 2009):

- Pareto front integrity: it is capable of identifying pareto-optimal solutions in non-convex regions, a common occurrence in discrete optimization problems like the LRP, where WM and the WMN methods often fail to find “hidden” solutions.
- Elimination of subjective weighting: it bypasses the difficulty of assigning arbitrary importance weights to disparate metrics, such as monetary costs versus carbon emissions or delivery delays, etc.
- Direct decision support: it provides a clear trade-off analysis for decision-makers, allowing them to visualize how tightening an environmental or service constraint

directly impacts the total logistical cost and allows them to set strict limit on the secondary goals.

To determine the range of epsilon values, we used the lexicographic method. Practically in our problem at hand, if we assume that f_1 and f_2 are our two objective functions, the principle of the lexicographic optimization method is to minimize the two objective functions subjected to the problem's constraints. Let $z_1^* = \min(f_1)$ and $z_2^* = \min(f_2)$ be the optimum values of respectively f_1 and f_2 and obtained by their individual optimization. Then the second objective function f_2 is optimized by adding the additional constraint $f_1 = z_1^*$ to account for the optimal solution of the first objective and solution $f_2(z_1^*)$ is obtained. The epsilon value in our experiments has been chosen varying in the range $[z_2^*, f_2(z_1^*)]$. This interval was divided into 20 evenly spaced epsilon values.

3.4.2 The binary variable fixing (BVF) solving methodology

Due to the NP-hard nature of the MOMD-2E-CLRP problem under study because of being an extension of LRP which belongs to the class of NP-hard problems, very small-sized instances of the problem are capable to be solved in acceptable running time. Approximation methods are therefore required to solve medium and large instances within reasonable runtime. We recall here the approximation method used in Agnimo et al. (2023): The Binary Variable Fixing (BVF) method. An exact solution procedure, that similarly to the Benders' decomposition method, takes advantage of the particular block structure of mixed integer programming LRP models to decompose them into location-allocation problem and vehicle routing problem in order to reduce their computational complexity. Using the BVF method we formulated a location-allocation sub-model of the MOMD-2E-CLRP containing only a subset of binary variables related to satellites location, satellites allocation to CDCs and customers allocation to satellite. This subproblem was denoted Two-Echelon Location-Allocation Problem (2E-LAP). The binary location-allocation variables are further fixed to their optimal values obtained from solving the 2E-LAP to solve the MOMD-2E-CLRP to determine the values of the other remaining variables (the description of the BVF method is given in Algorithm 3.1).

A new parameter c_{ij} which is the travel cost on arc (i, j) of the network, was introduced in the objective function of the 2E-LAP. The 2E-LAP is formulated as following:

$$\text{Min} \left(\sum_{s \in N_S} c_s^0 Y_s + \sum_{d \in N_D} \sum_{i \in N_S} c_{di} \lambda_{di} + \sum_{s \in N_S} \sum_{i \in N_C} c_{si} Z_{si} \right) \quad (3.77)$$

Subject to (3.10), (3.11), (3.12), (3.28), (3.29), (3.30), (3.31), (3.32), (3.33), (3.34), (3.37), (3.38), (3.40), (3.41).

Algorithm 3.1 Pseudocode for the BVF method applied to
the bi-objective epsilon-constraint method

The BVF method applied to the bi-objective epsilon-constraint method

1. **Begin**
2. Solve the 2E-LAP ((3.77) s.t. (3.10)-(3.12), (A B-12)-(A B-18), (3.30)-(3.32), (3.34), (A B-20), (3.38), (3.40), (3.41)) for a set of CDCs, set of candidate satellites and set of customers with specific demands.
3. Store the results obtained from the 2E-LAP for the location-allocation variables $Y_s, \lambda_{ds}, Z_{sc}$ as $Y_s^*, \lambda_{ds}^*, Z_{sc}^*$
4. Let f_1 be the cost objective function and f_2 the environmental objective function
5. **While** the stopping criterion (computing time reached 84600s or GAP smaller than 1%) is not met **do**
6. Solve MOMD-2E-CLRP only with f_1 (f_1 s.t. (A B-2)-(A B-32), (3.3)-(3.23), (3.25), (3.27), (3.30)-(3.32), (3.34), (3.36), (3.38)-(3.43), (3.48)-(3.54), (3.57)-(3.62), (3.64)-(3.76)) for $Y_s^*, \lambda_{ds}^*, Z_{sc}^*$
7. **End while**
8. Store the optimal value of the objective function obtained at step 6 as f_1^*
9. **While** the stopping criterion is not met **do**
10. Solve MOMD-2E-CLRP only with f_2 (f_2 s.t. (A B-2)-(A B-32), (3.3)-(3.23), (3.25), (3.27), (3.30)-(3.32), (3.34), (3.36), (3.38)-(3.43), (3.48)-(3.54), (3.57)-(3.62), (3.64)-(3.76)) for $Y_s^*, \lambda_{ds}^*, Z_{sc}^*$
11. **End while**
12. Store the optimal value of the objective function obtained at step 10 as f_2^*
13. **While** the stopping criterion is not met **do**
14. Solve MOMD-2E-CLRP with f_2 (f_2 s.t. $f_1 = f_1^*$, (A B-2)-(A B-32), (3.3)-(3.23), (3.25), (3.27), (3.30)-(3.32), (3.34), (3.36), (3.38)-(3.43), (3.48)-(3.54), (3.57)-(3.62), (3.64)-(3.76)) for $Y_s^*, \lambda_{ds}^*, Z_{sc}^*$
15. **End while**
16. Store the optimal value of the objective function obtained at step 14 as f_2^{**}
17. Let $\epsilon \in [f_2^*, f_2^{**}]$ be the interval of ϵ values
18. Let η be the number of increments
19. Let $\delta = \frac{f_2^{**} - f_2^*}{\eta}$ be the increment value
20. Let $P = \emptyset$ be the initial set of pareto optimal solution
21. Let $\epsilon = f_2^*$ be the initial value of epsilon
22. **While** $\epsilon \leq f_2^{**}$ **do**
23. **While** the stopping criterion is not met **do**
24. Solve MOMD-2E-CLRP with f_1 (f_1 s.t. $f_2 \leq \epsilon$, (A B-2)-(A B-32), (3.3)-(3.23), (3.25), (3.27), (3.30)-(3.32), (3.34), (3.36), (3.38)-(3.43), (3.48)-(3.54), (3.57)-(3.62), (3.64)-(3.76)) for $Y_s^*, \lambda_{ds}^*, Z_{sc}^*$
25. **End while**
26. Let F_1 and F_2 be the optimal value of objective functions f_1 and f_2 obtained at step 24
27. Store the solution obtained at step 24 containing the optimal value of f_1 and f_2 as $X = (F_1, F_2)$
28. $P = P \cup \{X\}$
29. $\epsilon = \epsilon + \delta$
30. **End while**
31. **Output** the set of pareto-optimal solutions P
32. **End**

3.5 Numerical experiments and discussions

In this section are presented the computational experiments carried out to validate the proposed MOMD-2E-CLRP model and to evaluate the robustness and efficiency of the adopted solution approach, in solving large scale real-world instances such as the case of the great Montreal. Some managerial insights drawn from the results are also discussed.

3.5.1 Case study

Computational experiment has been conducted on the same case study as in Agnimo et al. (2023) that is to say of the great Montreal area. The centroids of the 99 postal code agglomerations in the great Montreal were considered as customer nodes representing the aggregated demand of all customers in these agglomerations. Two CDCs, one in the southwest of the Montreal Island, and the other in the northeast of the island, are considered. Five satellites placed to ensure a good distribution on the territory of the great Montreal, were considered also. In this study we considered only the 99-customers instances of Agnimo et al. (2023). The distances and the travel times between the network nodes was determined through Open Route Service tools in QGIS, using the fastest path as travel preference. For the demand of customer, we assumed the same demand than in Agnimo et al. (2023), in which each customer's demand is assumed to be composed of homogeneous goods randomly generated in the range [5,20] units of products. we later multiply this demand by approximately 86.67 kg - because we assume that a unit of product weighs 86.67 kg - in order to express it in the unit of mass which is used in the calculation of fuel consumption and CO₂ emissions. To calculate the emissions from the Volvo FM 440 type conventional truck that we considered, we used the CO₂ emission factor provided by Volvo truck, the value of which is 0.0275 kg/ton-km. Table 3.2 gives the vehicle specific parameters, while the general parameters used in our computational experiments are given in Table 3.3. The model was coded in AMPL (A Mathematical Programming Language) using Gurobi as a solver on a laptop with Inter(R) Core(TM) i7-3970X CPUM @ 3.50GHz processor and 64 GB RAM. We set the criteria for stopping the

running of the model to either the optimality gap is less than 1% or reaching a time limit of 24 hours running time.

Table 3.2 Vehicle-specific parameters

Vehicle type	Curb weight (ton)	Maximum payload (ton)	Purchase cost (\$)	Fixed dispatch cost (\$/day)	Operating cost (\$/km)
Diesel-powered truck	14	26	336000	192	0.8
Liquefied natural gas (LNG)-powered truck	14	26	448000	256	0.3
All-electric 1st echelon truck	14	26	560000	320	0.3
All-electric 2nd echelon truck	6.3	8.66	420000	240	0.2

Table 3.3 General parameters of the MOMD-2E-CLRP in the computational experiments

Parameters	Value	Parameters	Value
CDCs capacity (ton)	130	Freight handling cost (\$/ton)	20
Satellites capacity (ton)	26	Drivers wage (\$/hour)	30
Maximum routes from CDCs	5	Average unloading time of 1st-echelon vehicles at satellite (hour)	3
Maximum routes from Satellites	3	Average loading time of 2nd-echelon vehicles at satellite (hour)	1
Number of 1st-echelon vehicles	10	Customer service time (hour)	0.1
Number of 2nd-echelon vehicles	15	Maximum waiting time of 2nd-echelon vehicles at satellites (hour)	1
Satellites operating cost (\$/day)	3500	M	10000

3.5.2 Pareto optimal frontier

Pareto frontier comprising the trade-offs between the conflicting objectives of economic costs minimization and CO₂ from transportation across the network minimization is depicted by the Figure 3.2 below..

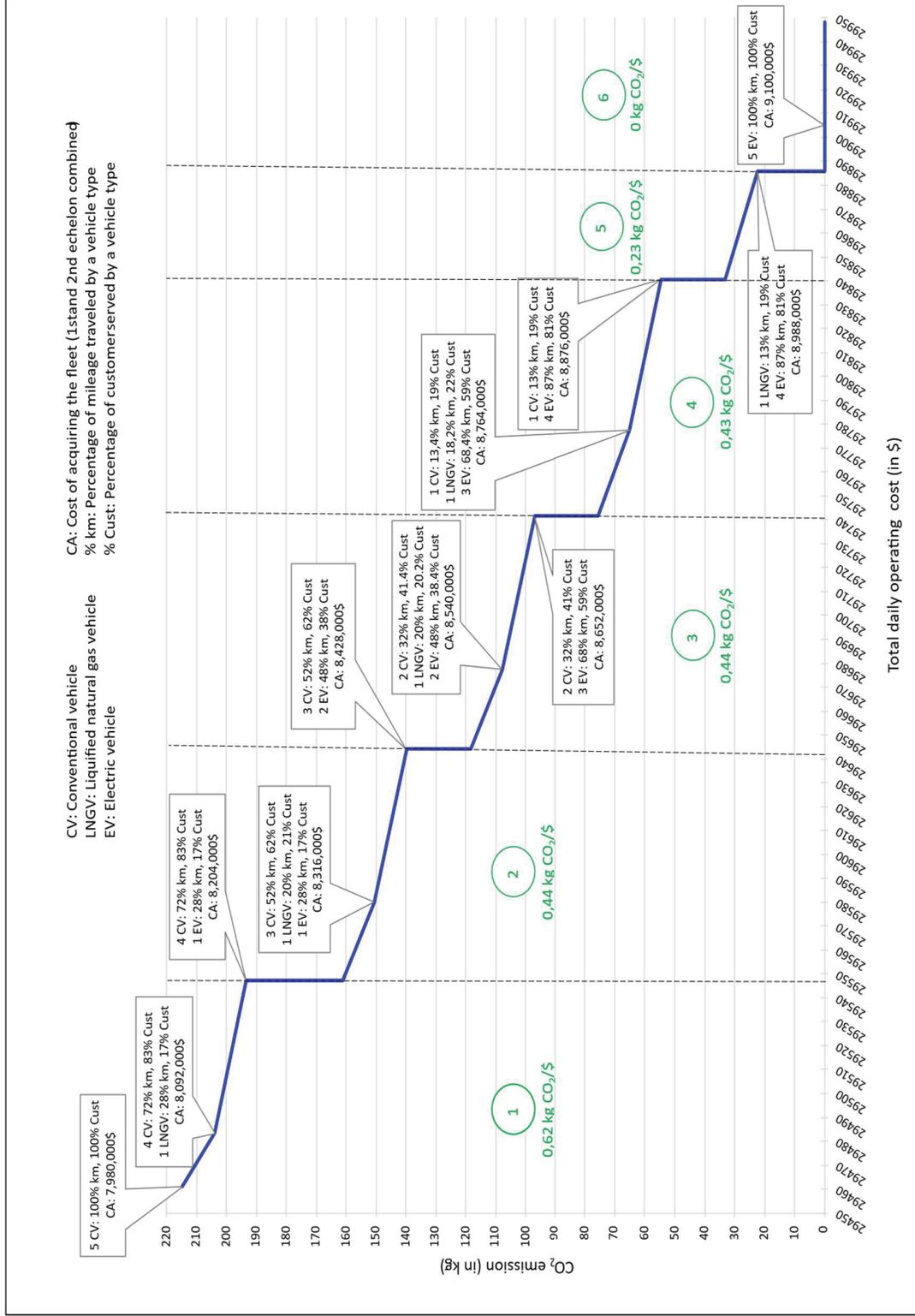


Figure 3.2 Epsilon-constraint pareto frontier of the economic cost and CO₂ emissions objective functions

It appears from the graphic that a set of five vehicles is consistently used at the 1st echelon for all epsilon values considered. The graphic also reveals that the pareto frontier comprises six CO₂ reduction tiers. The tier 1 decreases the CO₂ to 0.620 kg CO₂/\$, the tier 2 of 0.441 kg CO₂/\$, the tier 3 of 0.439 kg CO₂/\$, the tier 4 of 0.432 kg CO₂/\$, the tier 5 of 0.234 kg CO₂/\$, and the tier 6 corresponds to all-electric fleet with zero CO₂ emission. The CO₂ reduction rate per dollar invested in daily operating cost decreases when the cost for procurement of vehicle fleet and therefore the cost of acquiring vehicles individually increases. The conclusion that follows directly from this observation is that the use of heterogeneous fleet has enormous potential to reduce energy consumption and carbon emissions if a significant investment is made in environmentally friendly vehicles.

3.5.3 Comparative profitability analysis of the base scenario of vehicle fleet on the 1st echelon (conventional vehicle fleet only) and the investment scenarios in environmentally friendly vehicle fleets from the point of view of ownership costs

Electric-powered trucks have the disadvantage of having high purchase price but the advantage of low variable operating costs (electrical energy plus repair and maintenance costs). Conversely, diesel-powered conventional trucks have the big disadvantages of having high variable operating costs owing to the high diesel fuel price subject to the carbon tax and high maintenance cost but the advantage of having lower purchase price compared to electric refueling trucks. For these reasons, we carried out a profitability analysis comparing the operating costs of three truck fleets on the 1st echelon of the network of our problem: the basic fleet consisting of five conventional trucks; the intermediate fleet which is the truck fleet corresponding to the median value of the CO₂ reduction tiers of our Pareto curve and which is made up of three all-electric trucks and two conventional trucks; the fleet made up of five all-electric trucks. The objective of this profitability analysis is to determine from what level of activity the combined fleet composed of a mix of conventional trucks and electric trucks and the all-electric fleet become more economically profitable than the basic fleet consisting only of conventional trucks, from the point of view of their ownership costs.

We considered the cost of ownership of vehicle fleet which has been calculated using the formula below:

$$CO = CR + VC \quad (3.78)$$

Where CO is the annual cost of ownership of the vehicle fleet; CR is the capital recovery cost of the vehicle fleet acquiring investment; VC is the annual variable vehicle fleet operating cost (sum of fuel cost and repair and maintenance cost). CR is calculated as

$$CR = CA \left[\frac{i(1+i)^N}{(1+i)^N - 1} \right] - RV \left[\frac{i}{(1+i)^N - 1} \right] \quad (3.79)$$

Where CA is the cost of acquiring the vehicle fleet; RV is the residual value at the end of vehicles lifespan; N is the number of periods of vehicles lifespan and i the interest rate per period of vehicles lifespan.

The development of the cost of ownership, calculated based on the formulas (3.78) and (3.79) above, taking a lifespan of 10 years for vehicles amortization, an amortization rate of 40% and an interest rate of 12%, is given by the figure 3.3 below, for the three vehicle fleet investments scenarios on the 1st echelon of the network aforementioned: the basic fleet composed on only of conventional trucks, the intermediate fleet corresponding to the median value of the CO₂ reduction tiers on our Pareto curve and which is made up of three all-electric trucks and two conventional trucks and the fleet made up of all-electric trucks.

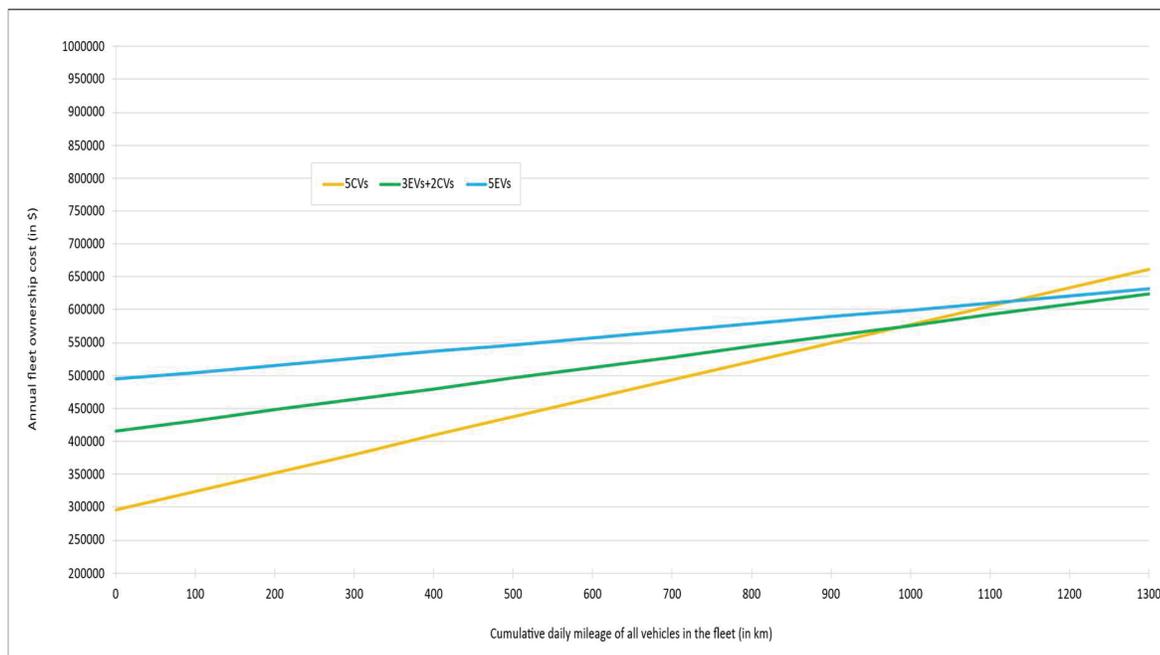


Figure 3.3 Development of ownership costs of three vehicle fleet investments scenarios on the 1st echelon of the network

A glance at Figure 3.3 shows that a level of activity of around 1000 km of daily cumulative distance traveled is required for the intermediate fleet made up of three electric trucks and two conventional trucks to show higher cost advantage than the diesel-powered fleet. In our case study, for this fleet 68% of the journey is made by electric trucks and 32% by thermal trucks. This is equivalent to an average of 227 km per day which must be operated by each electric truck and 160 km per day by each conventional truck. For the all-electric fleet, a level of activity must reach almost 1200 km of daily cumulative mileage to be more cost-effective than the diesel-powered fleet. That is equivalent to an average of 240 km per day which must be operated by each truck. These two scenarios corresponding to our results are entirely feasible because the range of electric trucks we have considered is 400 km. In the case study of the Greater Montréal area which we carried out and which allowed us to construct our Pareto curve, the total cumulative distance traveled by the fleet of five vehicles which makes the delivery is 306,453 km. And in this case, each truck in the fleet makes a single round trip from the CDCs to the satellites. Thus, the results of our cost of ownership-based profitability analysis imply that trucks from mixed fleet and all-electric fleet must make at least four trips

per day from the CDCs to the satellites per day for these fleets to become more profitable than the diesel-powered trucks fleet.

3.6 Conclusion

The purpose of this paper is to incorporate four aspects, namely different echelons' vehicles temporal synchronization at satellites, heterogeneous vehicle fleet, multi-depots, a multi-objective optimization focusing on cost and CO₂ emissions reduction, that have been identified as key critical issues in greening and improving efficiency of urban distribution, and that to date have not been dealt with simultaneously in 2E-LRP literature. The experimental evaluation demonstrates that proposed model and the solution procedure based on ϵ -constraint method that we proposed, is capable of finding the pareto frontier comprising trade-off between daily operating costs, fleet composition and acquisition costs and CO₂ emission, which can provide valuable operational insights to city logistics actors for sustainable and economically efficient distribution network planning. The result also show that heterogeneous fleet has huge potential to reduce energy consumption and carbon emissions if adequate investment in made in environmentally friendly vehicles.

We have carried a cost of ownership-based profitability analysis based on activity level of three fleets of trucks scenarios, namely the fleet consisting only of diesel-powered truck, the mixed fleet composed of conventional and electric trucks and the all-electric truck fleet. This activity-based cost of ownership profitability analysis has shown that despite the disadvantage at first glance of diesel-powered trucks which variable operating costs are higher than those of all-electric trucks, 1000 km and 1200 km of daily cumulative running mileage for delivery operation for respectively the mixed and the all-electric truck fleet, or approximately four times the total cumulative mileage covered by the trucks in our case study relating to the greater Montréal which is 306,453 km, are required before those green truck fleets become more cost-effective than diesel-powered truck fleet. And that comes from of higher purchase cost of all-electric trucks. Given that in our case study based on the great Montréal area, each truck in the fleet makes a single round trip from the CDCs to the satellites, the findings of our cost of

ownership-based profitability analysis imply that trucks from mixed fleets and all-electric fleets must run at least 4 trips per day from the CDCs to the satellites to gain a cost advantage over the fleet the all-electric fleet. That can provide useful insight to logistics service providers in designing eco-efficient distribution networks when defining their sustainability strategy in their transition toward low-carbon fleet trucks.

However, the Binary Variable Fixing (BVF) method we used to apply the epsilon-constraint method has some weaknesses. It is highly time consuming in solving multi-objective models. Moreover, in this method linking constraints as for Benders' decomposition method are not established between the location-allocation subproblem from which the fixed variables are computed and the remaining group of equations of the main problem from which the subproblem was extracted. That can impact the efficiency of the solution. Heuristic or metaheuristic-based solution approaches could be promising research avenues to envision in future works to solve the problem more efficiently in reduced computational time.

CHAPITRE 4

A MATHEURISTIC APPROACH FOR SOLVING A MULTI-OBJECTIVE MULTI-DEPOT TWO-ECHELON CAPACITATED LOCATION ROUTING PROBLEM WITH ENVIRONMENTAL CONSIDERATIONS ARISING IN CITY LOGISTICS

Viviane Agnimo^a, Olivier Péton^b, Mustapha Ouhimmou^c, Marc Paquet^d, Julio Montecinos^e,

^{a, c, d, e} Département de Génie des systèmes, École de technologie supérieure,
1100 Rue Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3

^b Département automatique productique informatique, IMT Atlantique,
4, rue Alfred Kastler La Chantrerie CS 20722 44307 Nantes Cedex 3 France

Article soumis pour publication dans le journal « *Logistics* », novembre 2025

Abstract

In this paper, a comprehensive multi-objective multi-depot 2E-LRP model minimizing total operational cost and carbon emissions, and considering vehicle temporal synchronization and heterogeneous is addressed, denoted as multi-objective multi-depot two-echelon capacitated location routing problem with heterogeneous fleet and vehicles synchronization (MOMD-2E-CLRP). This problem is still new in the literature as it includes four aspects, namely, multi-objective optimization, heterogeneous fleet, vehicles synchronization and multi-depots that have not yet been considered together in the field of LRPs. The complexity and the NP-hardness resulting from the proposed model render large-scale instances intractable or difficult to solve in a reasonable amount of time by pure exact method. For efficiently solving large-scale real-world cases, we propose an iterative two-stage matheuristic to address the MOMD-2E-CLRP. In the first stage of the proposed matheuristic algorithm, a Two-Echelon Location-Allocation Problem is solved to determine satellites' location decisions and decisions pertaining to assignment of satellites to CDCs and customers to satellites. Based on the first stage solutions, in the second stage, the routes from each CDC and each open satellite are built by solving a capacitated VRP metaheuristic. Costs of assigning satellites to CDCs and

customers to satellites are updated based on the results obtained at the second stage using a cost assignment algorithm integrating the Shapley value method, after each iteration. However, some aspects still need to be incorporated to our algorithm to take into account all dimensions of the problem under study, offering an interesting path for future research.

Keywords: Sustainable urban freight transport, Two-echelon location-routing problem, Synchronization, Environmental considerations, Heterogeneous fleet, Multi-depots, Mixed integer programming, Matheuristic

4.1 Introduction

Worldwide, urban last mile logistics have been identified as the supply chain's least efficient and most polluting part. Significant amounts of air pollution, whose harmful effects on human health have been proven and greenhouse gas contributing to global warming, are generated within urban areas by urban freight distribution activities (Barth et al., 2005; Demir et al., 2014a; Wang et al., 2011). There is a growing concern about carbon emissions from city freight transport. As a result, governmental authorities, city planners, enterprises, and the general public are becoming more aware of the need for sustainability. Multi-echelon distribution is seen as one of the promising solutions to enhance efficiency of urban freight transport system and reduce its negative impacts in modern cities. This involves coordinating carriers and consolidating their deliveries through distribution centers on several tiers. The aim is to create distribution centers in urban areas close to city centers. This will allow the use of smaller vehicles suitable for city centers and shorten the distance that vehicles travel from distribution centers to city centers. This, in turn, will enable the use of eco-friendly vehicles for final delivery. When designing multi-echelon systems to minimize logistical costs that constitute a significant portion of company expenses, critical decisions involve choosing CDCs and satellites locations and determining vehicle routing (Baldi et al., 2012; Rahmani et al., 2015; Yu et al., 2021). Because of the strong interrelation between facilities' location and routing decisions, optimizing these two decisions simultaneously is a crucial prerequisite for achieving an effective city logistics network and substantially reducing logistical costs (Belenguer et al.,

2011; Salhi and Rand, 1989). As a result, in the last few decades, the Location Routing Problem (LRP), which concurrently deals with the Facility Location Problem (FLP) and the Vehicle Routing Problem (VRP), has been developed and intensively studied in the context of city distribution (see Prodhon and Prins (2014), Cuda et al. (2015), Drexl and Schneider (2015), Schneider and Drexl (2017), for comprehensive survey). Multi-echelon LRP is generally dealt with in literature as two-echelon system which is referred to as 2E-LRP (Two-echelon Location Routing Problem) (Cattaruzza et al., 2017; Drexl and Schneider, 2015; Rahmani et al., 2015). Owing to limited range and the high purchase costs of electric trucks, for the sake of costs reduction diesel- powered trucks remain used at the first echelon of multi-echelon distribution systems. That calls for new business operating models to create trade-offs between operational costs and the environmental impact of the supply chain.

While there has been an increase in research on integrating sustainability into different forms of the Vehicle Routing Problem (VRP) and the Facility Location Problem (FLP), less attention has been given to environmental concerns in the context of the Location Routing Problem (LRP) for last-mile delivery route planning. Furthermore, using a mixed fleet in urban distribution has been identified as part of the critical factors with significant potential for reducing logistics cost, fuel consumption and CO₂ emissions (Zhang et al., 2019). And also, vehicles fixed costs, which correlated to their purchase price, constitute a large part of the logistics operational costs, and therefore conflict with environmental objectives, because the vehicles with the lowest purchase costs tend to be those who are the most environmentally noxious. Therefore, there is a need to develop a modelling approach that investigates trade-off between costs related to fleet acquisition and operation and environmental goals. Nonetheless, the existing literature on heterogeneous fleets in the field of 2E-LRP is scant.

In addition, because satellites have limited parking spaces, another key factor which can allow satellites to integrate harmoniously into their environment and prevent them from disrupting surrounding traffic and thus cause additional congestion and pollution, is the temporal synchronization of vehicles from different echelons at satellites. Some authors including Crainic et al. (2009a), Crainic and Sgalambro (2014), Drexl and Schneider (2015), Cuda et al.

(2015), Savelsbergh and Van Woensel (2016), Cattaruzza et al. (2017) and Bektaş et al. (2017), Pichka et al. (2018) and Zhao et al. (2018), pointed out the need to consider vehicles temporal synchronization in multi-echelon logistic system design. Yet, the temporal synchronization aspect is still neglected in LRP studies. Multi-depot extension of two-echelon routing problems has also been highlighted by Cuda et al. (2015) as worthy to investigate. However, the multi-depot problem is very rarely considered in the context of 2E-LRP. To fill these gaps, this study presents a comprehensive bi-objective 2E-LRP formulated as a mixed integer programming model, minimizing CO₂ emissions alongside economic cost to allow for trade-offs between cost reduction and carbon emission reduction and considering heterogeneous fleet, vehicles temporal synchronization and multi-depots. We denoted this novel LRP variant, multi-objective multi-depot two-echelon capacitated location routing problem with heterogeneous fleet and vehicles synchronization (MOMD-2E-CLRP). To our knowledge, this problem has not yet been studied before in the literature and constitutes the main contribution of this work.

We conducted a preliminary study of this problem in Agnimo et al. (2024), where we solved the problem using an exact algorithm based on the Binary Variable Fixing (BVF) method. Indeed, since LRP combines two problems which belong to the class of NP-hard problems, namely, FLP and VRP, it is categorized as an NP-hard problem. For NP-hard problems, the computational complexity grows exponentially with the increase in the instance sizes. The bi-objective feature of our problem and the incorporation of synchronization and heterogeneous fleet aspects increase its complexity further. Thus, solving the monolithic model through the exact method by using commercial solvers, we can only solve small-sized instances within reasonable timeframes. When applied to large-scale instances using commercial solvers, the monolithic model poses computational difficulty. For that reason, in a preliminary study, we opted for a commonly used solution technique by most scholars for problems with computational complexity, which consists of solving a subset of equations of the main problem containing location and allocation variables, and then further fixing these variables to solve the main problem. However, this method is very time consuming for multi-objective optimization and we couldn't evaluate the effectiveness and the efficiency of its solution for large-sized instances. Therefore, the objective and contribution of this present paper is to design an

efficient heuristic and metaheuristic-based solution method to address the MOMD-2E-CLRP and compared it to the BVF method employed in Agnimo et al. (2024), to evaluate the effectiveness and the efficiency of both and also to reduce the computational time. Moreover, reviewing the literature, it can be found that no study has ever investigated matheuristic as solution approach in the context of multi-objective and multi-echelon LRP, besides the effectiveness of the matheuristic approach in solving various routing problems that has been surveyed by several studies including Doerner and Schmid (2010), Ball (2011) and Archetti and Speranza (2014). Therefore, to evaluate the efficiency of the matheuristic approach in solving multi-objective and multi-echelon LRP and close this knowledge gap in the existing literature, in this study, we provided a matheuristic solution approach that we identified as an iterative two-stage matheuristic to address the MOMD-2E-CLRP. The proposed iterative two-stage matheuristic couples an integer programming location-allocation model with the hybrid genetic search metaheuristic algorithm specialized to the capacitated vehicle routing problem (HGS-CVRP) developed and successfully applied by Vidal (2022).

The paper is organized as follows. Section 2 briefly reviews the existing literature on multi-objective and multi-echelon LRP modelling and solution approaches utilized. Section 3 describes the problem statement, and the formulation of the mathematical model addressed. In Section 4 the details of the proposed two-phase matheuristic algorithm are given. Section 5 provides the conclusions of this study and future research avenues.

4.2 Literature review

4.2.1 State of the art of modelling and solution approach of multi-objective multi-echelon location routing problems

In this section, we briefly review relevant research for solving the multi-objective multi-echelon LRP (MO-ME-LRP). We first present studies on pure exact solution methods for the MO-ME-LRP and then review the heuristic and metaheuristic algorithms for solving the MO-ME-LRP. Finally, we present the novelty and contribution of this study with respect to the gap identified from the literature review.

The NP-hardness of the 2E-LRP, makes large sized instances intractable for pure exact methods. As a result, emphasis is increasingly put on the development of heuristic and metaheuristic algorithms for solving realistically sized 2E-LRP instances in recent publications, to approach close-to-optimal solutions. Consequently, we found just few papers that focus only on developing integer programming to apply pure exact solution methods for the MO-ME-LRP. Ouhader and El Kyal (2017) applied the epsilon-constraint method to solve a sustainable multi-objective two-echelon location routing problem (MO-2E-LRP) model embedding all the dimensions of the triple bottom line, namely environmental (emissions from transportation minimizing), economic (cost minimizing) and social (job creation opportunities maximizing) aspects, for the design of an urban freight distribution network in a horizontal collaboration framework. The epsilon-constraint method was coded using MATLAB 2014. Ebrahimi (2018) employed the AUGMECON method to solve a multi-objective location-allocation-routing problem formulated as stochastic programming model for closed loop supply chain network design, arising in tire industry. The model defined minimized both the total costs and the environmental emission effects, while maximizing the responsiveness of the integrated network. Gholipour et al. (2019) employed CPLEX solver of GAMS24.1 (general algebraic modeling system) software to address a bi-objective multi-depot three-echelon green inventory-location-routing problem model, in which GHG emission generated by the transportation activities were minimized through vehicle fuel consumption cost minimizing, among the other economic costs in the cost objective function. Heterogeneous vehicles, as well as uncertain demand that was dealt with applying the fuzzy theory, were considered.

Yang et al. (2020) exploited the augmented epsilon-constraint (AUGMECON) method to analyze trade-offs between CO₂ emissions and the total network cost in the Hub Location-Routing Problem (HLRP), which they formulated as a mixed integer linear programming (MILP). The AUGMECON was run using CPLEX 12.6.1. Rabbani et al. (2021) implemented the augmented epsilon-constraint 2 (AUGMECON2) method in GAMS24.1.2/CPLEX solver for solving a multi-objective location inventory routing problem (LIRP) model for urban waste management system optimization, considering a heterogeneous fleet and including three objectives: minimizing total net cost, greenhouse gas emissions, and total waste collection and

treatment time. Rodriguez-Melquiades et al. (2021) exploited the optimization software GLPK (GNU Linear Programming Kit) to solve a sustainable bi-objective four-level LRP model for products delivery and pickup of waste in the urban area, including economic costs and the amount of CO₂ emissions minimization. Govindan et al. (2023) suggested a multi-objective LIRP model for circular closed-loop supply chain network design. Heterogeneity of the vehicle fleet, demand uncertainty and multi-depot were integrated into the problem, which comprises two objectives. The first objective relates to minimizing the total cost including strategic cost and operational cost, the later being estimated by applying carbon tax policy to operations related emissions and therefore leading to minimizing carbon emissions. The second objective pertain to minimizing the lost sales. The AUGMECON method coded using CPLEX solver of GAMS software, was employed as solution procedure. Hashemi-Amiri et al. (2023) provided a MO-ME-LRP model for municipal solid waste management, taking heterogeneous fleet and shift scheduling into account. The objectives comprise total profit maximizing, carbon emissions and social risk minimizing. The problem was coded in Python software and solved using the Gurobi solver. More recently, due to the necessity of incorporating vehicles temporal synchronization, multi-depots, heterogeneous vehicles fleet and multi-objective optimization creating trade-offs between logistics cost and CO₂ emissions minimization in the 2E-LRP model for urban distribution network design, Agnimo et al. (2024) have conducted a preliminary study in which the MOMD-2E-CLRP model was constructed. The model was formulated as a MILP and solved using an exact algorithm based on the Binary Variable Fixing (BVF) method embedded with the epsilon-constraint method, coded in AMPL (A Mathematical Programming Language) using the Gurobi solver.

On the heuristic and metaheuristic methods utilization side, Govindan et al. (2014) designed the multi-objective hybrid metaheuristic algorithm, by hybridizing the multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) and the adapted multi-objective variable neighbourhood search (AMOVNS) algorithms, to tackle a MO-2E-LRP model for perishable food supply chain network design. The formulated model integrated bi-objective optimization creating trade-off between the logistic costs and the environmental impacts of CO₂ emissions throughout the network, and considers location of multi-depot, soft time windows and heterogeneous fleet in

decision making. Martinez-Salazar et al. (2014) presented a new variant of LRP denoted Transportation Location Routing Problem (TLRP) formulated as a bi-objective optimization attempting to minimize the total operation costs and balance of the city vehicle drivers' workloads in the routing stage. The performance of two metaheuristics, i.e., the scatter tabu search procedure for non-linear multi-objective optimization (SSPMO) and the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) was evaluated in solving the problem. The TLRP was also investigated by Rabbani et al. (2017) for distribution network design by considering sustainability in decision making and soft time windows for customers. The mathematical model was set to minimize three objectives including distribution costs, fuel consumption and CO₂ emission costs, and balance of the city drivers' workloads. The NSGA-II and the MOPSO were exploited as solution approach. Ghezavati and Beigi (2016) used the epsilon-constraint method alongside the NSGA-II metaheuristic to address a bi-objective mathematical programming for LRP, considering time window, heterogeneous vehicle fleet with capacity, for multi-echelon reverse logistic network design. The two objectives considered included minimization of the total cost and the time for completion of collection of return products. Tang et al. (2016) proposed a bi-objective location-routing-inventory model incorporating minimization of the costs and the carbon emissions, alongside a revenue model considering consumer environmental behaviors regarding their interest in low carbon emissions products. They utilized the MOPSO algorithm as a solution method. Wang et al. (2018) introduced a bi-objective model that minimizes costs and maximizes customer satisfaction. They proposed a modified version of the NSGA-II (M-NSGA-II) to address to the problem comparing its results with those of two commonly used metaheuristics, i.e., the MOPSO and the Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA) and concluded the relevance of the M-NSGA-II in terms of solution quality and computation time.

Validi et al. (2020) and Validi et al. (2021) presented a multi-objective three-echelon location-routing problem (MO-3E-LRP) that considers minimization of operating costs as well as CO₂ from the transportation process. In Validi et al. (2020) a Design of Experiment (DoE)-guided genetic algorithm (GA)-based metaheuristic, namely the Multi-Objective Genetic Algorithm of kind II (MOGA-II), is implemented and complemented by TOPSIS (Technique for Order

of Preference by Similarity to Ideal Solution), to solve the problem. In Validi et al. (2021), in addition to the MOGA-II, the NSGA-II and the MOPSO are experimented as solution methods, and the results demonstrated that the NSGA-II outperforms the two others metaheuristics in solving the problem. Yu et al. (2020) proposed a MO-2E-LRP model in which different objectives can be flexibly formulated by combining the various types of costs according to the needs of the decisions makers. An improved non-dominated sorting genetic algorithm with directed local search (INSGA-dLS) was designed to solve the problem focusing on its bi-objective and tri-objective definition. Aloui et al. (2021) presented a Two-Echelon Collaborative Inventory-Location-Routing Problem (2E-CILRP) and provided multi-objective model which works by minimizing simultaneously three objectives: logistic costs, CO₂ emissions and accident risk. They suggested a hybrid heuristic algorithm combining the k-means clustering algorithm, used to make decisions on the assignment of customers and suppliers to the distribution centers, with a genetic algorithm (GA) to address the problem.

Fallahtafti et al. (2021) utilized the augmented epsilon-constraint 2 (AUGMECON2) for small sized instances and five metaheuristics, including non-dominated sorting genetic algorithms II and III (NSGA-II and NSGA-III), the strength of Pareto evolutionary algorithm 2 (SPEA2), indicator-based evolutionary algorithm (IBEA), and archived multi-objective simulated annealing (AMOSa), to address a multi-objective 2E-CLRP for cash-in-transit logistics. The designed model was set to minimize total cost and transportation risk considering heterogeneous vehicles. Their numerical experiments show that the AMOSA outperforms the other metaheuristics in all instances. Liu et al. (2021) presented a meta-heuristic algorithm called the hybrid immune algorithm (HIA) to solve an MO-2E-LRP model for the electronic Grocery distribution industry's network design, minimizing the total cost and environmental impact of the network. On the first echelon of the network, delivery was performed by a homogeneous fleet of van, and on the second echelon a mixed vehicle fleet including, autonomous delivery robot and autonomous ground vehicles with parcel lockers, was employed. Wang et al. (2021b) and Wang et al. (2021c) developed a bi-objective 2E-LRP model including total operating cost and number of required delivery vehicles minimizations and considering transportation resource sharing among logistics facilities. They implemented

two-stage hybrid algorithms combining the three-dimensional k-means clustering and the multi-objective improved particle swarm optimization (MOIPSO) algorithm for Wang et al. (2021b), and the k-means clustering and the extended multi-objective particle swarm optimization (EMOPSO) algorithm for Wang et al. (2021c) to tackle the problem.

More recently, Du et al. (2022) built a multi-depot multi-objective hybrid heuristic integrating the immune algorithm (IA) and the improved non-dominated genetic sorting algorithm II (IA-iNSGA-II) to deal with an MO-2E-LRP involving heterogeneous fleet. The problem arises in online parcel express delivery for horizontal cooperation among companies, and they came up with three objectives, including minimizing operation costs and carbon emissions, and maximizing customer satisfaction. Hashemi et al. (2022) compared performance of two metaheuristic algorithms, namely the modified MOPSO and the NSGA-II and assessed their findings against the GAMS exact approach for small-sized instances, while solving an MO-3E-LRP model integrating robust optimization to account for uncertainty in route traffic status. The model comprised two objectives including minimizing operating costs and transportation time, and their results showed the superiority of NSGA-II in comparison with MOPSO. A Robust optimization approach was also used to address the uncertainties in the demand and the supply chain disruption risks, by Mohebban-azad et al. (2022), who suggested a three-echelon LIRP for automotive industry supply chain network design. The problem was modelled as a multi-objective optimization seeking to achieve the minimization of the total costs of the supply chain network and supply chain disruption cost. The Lagrange Relaxation Algorithm was proposed to solve the problem. Ji et al. (2022) employed MOPSO to address a MO-3E-LRP model they designed for 3E-LRP, which tackled the trade-offs between the total cost and the carbon-capped difference. Xu et al. (2022) proposed a particle swarm optimization-multi-objective immune genetic algorithm (PSO-MOIGA) to solve a MO-2E-LRP model integrating reverse logistics, and wherein the total cost and the negative social utility are minimized. Hajghani et al. (2023) presented a stochastic MILP model considering hybrid open and closed routes, a heterogeneous vehicle fleet on the first echelon, and incorporating three objective functions related to the three pillars of sustainable development: costs and CO₂ emissions minimization for the economic and environmental pillars, and employment rate and economic

development maximization for the social responsibility pillar. The AUGMECON as an exact method was used conjointly with two metaheuristic algorithms, namely the NSGA-II and the Multi-Objective Stochastic Fractal Search (MOSFS) to solve the problem.

4.2.2 Research gap and contribution to the Literature

A summarization of the aforementioned literature review and the difference between this present paper is shown Table 4.1. The Table 4.1 reveals that rare number of existing studies, representing only 24% in Table 4.1, investigating multi-objective multi-echelon LRP consider heterogeneous fleet for trade-offs between costs minimization and environmental effects minimization. Yet, vehicles fixed costs which correlated to their acquisition costs constitute a large part of the logistics operational costs, and therefore are conflicting with green objective, because the vehicles with the lowest acquisition costs tend to be those who are the most environmentally noxious. Therefore, still there is a need to develop a modelling approach that investigates trade-offs between costs related to fleet acquiring and operating and green objective. It also appears from Table 4.1 that multi-depots are seldom considered in multi-objective and multi-echelon LRPs, as we found only a few multi-objective multi-depot multi-echelon LRPs. Another crucial issue in multi-echelon urban distribution systems is yet vehicles synchronization; which by contributing to reduce dwell times of vehicles at satellites, can have a great potential for reducing pollution and congestion that can be generated by the disruption of transshipment activities on traffic surrounding the satellites. However, synchronization of the echelons' vehicles arrival time windows at satellites were not considered in multi-objective multi-echelon green LRP except in the preliminary study of this problem we conducted in Agnimo et al. (2024). In this preliminary study, to fill up these gaps observed in the literature, we formulated a comprehensive multi-objective multi-depot and multi-echelon model for LRP minimizing carbon emissions and total logistics cost and considering vehicle synchronization and heterogeneous vehicles with respect to acquiring costs and carbon emission levels. We denoted this new LRP variant multi-objective multi-depot two-echelon capacitated location routing problem with heterogeneous fleet and vehicles synchronization (MOMD-2E-CLRP). To the best of our knowledge, this problem has not yet been studied before and is still unique

in the literature as shown in Table 4.1. The Binary Variable Fixing (BVF) method embedded with the epsilon-constraint method was used as solution method to the problem in the preliminary study. The BVF method is an optimization technique commonly used by scholars for solving by exact methods complicated problems. It proceeds by extracting a subproblem containing only a subset of binary variables related to satellites location, satellites allocation to CDCs and customers allocation to satellite, to formulate a location-allocation sub-model from the main problem, i.e., the MOMD-2E-CLRP. This subproblem was denoted Two-Echelon Location-Allocation Problem (2E-LAP). These binary location-allocation variables are further fixed to their optimal values from the solution of the formulated 2E-LAP to solve the MOMD-2E-CLRP applying the epsilon-constraint method to determine the values of the other remaining variables and the trade-off values of the conflicting objective functions. However, that method has some disadvantages. It highly time consuming in solving multi-objective model. In addition, in that method, the lack of linking constraints like in the Benders' decomposition method, between the location-allocation subproblem and the remaining equations of the main problem from which the subproblem was extracted, can impact the efficiency of the solution.

Therefore, the objective and the main contribution of this work is to design a more sophisticated heuristic and metaheuristic-based solution method for efficiently solving the proposed problem in reduced computational time. That will also allow to assess the efficiency and effectiveness of the BVF method by comparing to this new solution method. For this purpose, in the present paper, we provided a matheuristic solution approach that we characterize as an iterative two-stage matheuristic. According to the literature review (Table 4.1), the matheuristic approaches have not been investigated previously for multi-objective, multi-echelon LRP. Yet, several surveys on the effectiveness of the matheuristic approach in solving various routing problems including Doerner and Schmid (2010), Ball (2011) and Archetti and Speranza (2014) have been published. The aim of this study is therefore to assess the efficiency of the matheuristic approach in solving multi-objective and multi-echelon LRP and close this knowledge gap in the current literature. In the first stage of the proposed iterative two-stage matheuristic, solutions for opening satellites, allocating satellites to CDCs, and

allocating customers to satellites are obtained by solving the above-mentioned Two-Echelon Location-Allocation Problem (i.e., the 2E-LAP). In the second stage, based on the first stage solutions, the routes from each CDC and each open satellites are constructed by solving the HGS-CVRP metaheuristic for capacitated VRP introduced by Vidal (2022). The two stages are solved iteratively, and after each iteration of two stages, the satellites' and customers' assignment costs are updated using the results obtained at the second stage by employing a cost assignment algorithm integrating the Shapley value method.

Table 4.1 Comparative overview of features of recent multi-objective multi-echelon LRP studies and the present study

Reference	Multi-depot	Network echelons	Vehicles temporal synchronization	Objective function(s)		Fleet type ^a		Solution method(s)		
				No. of	Description	Ho	Ht	Type ^b	Description	Solver
Govindan et al. (2014)	✓	2		2	↓ Total costs ↓ Environmental effects		✓	Mc	MHPV	MATLAB
Martinez-Salazar et al. (2014)		2		2	↓ Total costs ↓ Route balance	✓		Mc	SSPMO and NSGA-II	-
Ghezavati and Beigi (2016)		2		2	↓ Total costs ↓ Completion time of collection return products		✓	Ex/Me	ε-Constraint and NSGA-II	GAMS/Baron and MATLAB
Tang et al. (2016)		2		2	↓ Total cost ↓ Carbon emissions	✓		Mc	MOPSO	MATLAB
Ouhader and El Kyal (2017)		2		3	↓ Total cost ↓ Carbon emissions ↑ Job creation opportunities	✓		Ex	c-Constraint	MATLAB
Rabbani et al. (2017)		2		3	↓ Distribution cost ↓ Fuel consumption and carbon emissions cost ↓ Route balance	✓		Mc	NSGA-II and MOPSO	GAMS/BARON
Ebrahimi (2018)		6		3	↓ Total cost ↓ Environmental effects ↑ Responsiveness	✓		Ex	AUGMECON	LINGO
Wang et al. (2018)		2		2	↓ Total cost ↑ Customer satisfaction	✓		Mc	M-NSGA-II, MOPSO and MOGA	MATLAB
Gholipour et al. (2019)	✓	2		2	↓ Total cost ↓ Total shortages		✓	Ex	Mathematical programming	GAMS/CPLEX
Validi et al. (2020)		3		2	↓ Total cost ↓ Carbon emissions	✓		Mc	MOGA-II and TOPSIS	-
Yang et al. (2020)		2		2	↓ Total cost ↓ Carbon emissions	✓		Ex	AUGMECON	CPLEX
Yu et al. (2020)		2		3	↓ Vehicle-related costs ↓ Routing-related costs ↓ Facility-related costs	✓		Mc	INSGA-dLS	C++
Aloui et al. (2021)		2		3	↓ Total cost ↓ Carbon emissions ↓ Accident risk	✓		Ex/Me	k-means clustering algorithm and GA	CPLEX/Python
Fallahtafi et al. (2021)		2		2	↓ Total cost ↓ Transportation risk		✓	Ex/Me	AUGMECON2, NSGAI, NSGAIII, SPEA2, IBEA and AMOSA	GAMS/CPLEX and Python
Liu et al. (2021)		2		2	↓ Total costs ↓ Environmental effects		✓	Mc	HIA	-
Rabbani et al. (2021)		3		3	↓ Total cost ↓ Carbon emissions ↓ Waste collection and treatment time		✓	Ex	AUGMECON2	GAMS /CPLEX
Rodriguez-Melquiades et al. (2021)		4		2	↓ Total cost ↓ Carbon emissions	✓		Ex	Mathematical programming	GLPK
Validi et al. (2021)		3		2	↓ Total cost ↓ Carbon emissions	✓		Mc	MOGA-II, NSGA-II and MOPSO	-
Wang et al. (2021b)		2		2	↓ Total cost ↓ Number of vehicles	✓		He/Me	3D k-means clustering and MOIPSO	-
Wang et al. (2021c)		2		2	↓ Total cost ↓ Number of vehicles	✓		He/Me	k-means clustering and EMOPSO	-
Du et al. (2022)	✓	2		3	↓ Total cost ↓ Carbon emissions ↑ Customer satisfaction		✓	Mc	IA and IA-INSGA-II	MATLAB
Hashemi et al. (2022)		3		2	↓ Total cost ↓ Transportation risk		✓	Ex/Me	Mathematical programming, MOPSO and NSGAI	-
Ji et al. (2022)		3		2	↓ Total cost ↓ Carbon-capped difference	✓		Mc	MOPSO	MATLAB
Mohebban-azad et al. (2022)		3		2	↓ Total costs of the supply chain network ↓ Supply chain disruption	✓		He	Lagrangian relaxation	GAMS
Xu et al. (2022)		2		2	↓ Total cost ↓ Negative social utility	✓		Mc	PSO-MOIGA	-
Govindan et al. (2023)	✓	6		2	↓ Total cost ↓ Lost sales		✓	Ex	AUGMECON	GAMS
Hajghani et al. (2023)		2		3	↓ Total cost ↓ Environmental effects ↑ Responsiveness		✓	Ex/Me	AUGMECON, NSGAI, and MOSFS	GAMS and MATLAB
Hashemi-Amiri et al. (2023)		4		3	↑ Total profit ↓ Carbon emissions ↓ Social risk		✓	Ex	Mathematical programming	Python/Gurobi
Agnimo et al. (2024)	✓	2	✓	2	↓ Total cost ↓ Carbon emissions		✓	Ex	BVF	AMPL/Gurobi
This current paper	✓	2	✓	2	↓ Total cost ↓ Carbon emissions		✓	Ma	Mathematical programming and HGS-CVRP	-

^a Ho: homogeneous fleet, Ht: heterogeneous fleet

^b Ex: exact method, He: heuristic, Ma: matheuristic, Me: metaheuristic,

4.3 Problem statement and mathematical model formulation

See Agnimo et al. (2024) (Chapter 3) for the problem statement and the formulation of the mathematical model.

4.4 Description of the proposed matheuristic

Given that the 2E-LRP is an NP-hard problem, pure exact methods can only optimally solve small and medium sized instances up to 50 customers. Heuristic and metaheuristic-based algorithms are inevitable solution methods for solving realistically sized 2E-LRP instances in a reasonable amount of time. Therefore, in this section, we provide a matheuristic solution approach for the MOMD-2E-CLRP. The definition given to matheuristic algorithms by Boschetti et al. (2009) is “heuristic algorithms made by the interoperation of metaheuristics and mathematical programming (MP) techniques”. The same authors state that the main advantage of matheuristic algorithms lies in their ability to enhance the local search procedure. They have been applied to many routing problems and their effectiveness has been surveyed by several authors including Doerner and Schmid (2010), Ball (2011) and Archetti and Speranza (2014).

In this study, we propose a matheuristic-based solution approach for the MOMD-2E-CLRP that we characterize as an *iterative two-stage matheuristic*. In the first stage, the Two-Echelon Location-Allocation Problem used in the BVF method (i.e., the 2E-LAP in Agnimo et al. (2023) and Agnimo et al. (2024)) is solved by calling AMPL (A Mathematical Programming Language) to determine solutions on satellites location and assignment of satellites to CDCs and customers to satellites. In the second stage, routing are constructed for each CDC and opened satellites using the information gathered from the first stage, by solving the HGS-CVRP metaheuristic for capacitated VRP introduced by Vidal (2022), that is available as open-source at <https://github.com/vidalt/HGS-CVRP>. The two stages are solved iteratively, and after each iteration, the assignment costs of satellites to CDCs and of customers to satellites are updated based on the results obtained at the second stage by using a cost assignment algorithm that incorporates the Shapley value method.

The Shapley value is a concept derived from cooperative game theory and constitutes one of the typical cost allocation methods, along with the proportional allocation and the moat model. It has been successfully applied to transportation costs allocation in various settings of the vehicle routing problem. Suppose N be the set of customers and $S \subseteq N$ a subset of N . The Shapley value representing the average marginal cost of randomly inserting a customer i in a route containing a subset S of customers calculated as (Sun et al., 2015):

$$c_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|! (|N| - |S| - 1)!}{|N|!} [c(S \cup \{i\}) - c(S)] \quad (4.1)$$

In this formula, the quantity $c(S \cup \{i\}) - c(S)$ represents the marginal contribution of customer i that is, the amount by which the cost of the route of subset S of customers is increased when the customer i is added. Figure 4.1 illustrates a sample route for Shapley value allocation in the routing problem. The value above an arc represents the distance between the two nodes linked by this arc. Using the Shapley value allocation formula, the marginal contribution of the new customer i if it is inserted in the existing route 0-1-2-3-4-0, will be equal $a + b - c$.

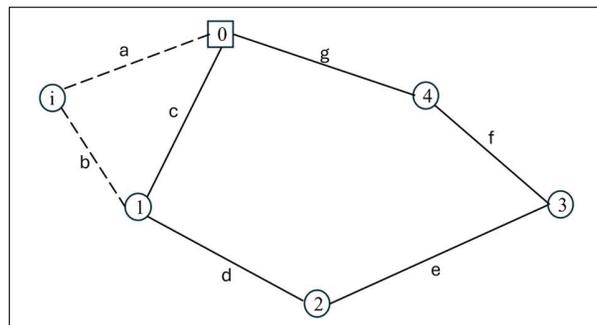


Figure 4.1 Sample route for Shapley value allocation in the routing problem

The Shapley is based on four fairness criteria or axioms: efficiency, symmetry, dummy property and additivity (Frisk et al., 2010; Masimli, 2023):

- The efficiency axiom states that cost allocated to participants of a coalition must be the distribution of the total cost of the coalition.

- The symmetry axiom states that if two arbitrary participants i and j have the same marginal contribution to any coalition that does not contain them, they should be allocated the same cost.
- The dummy property axiom means that a participant i is dummy if it neither improves nor alters any coalition it might join. In other words, the amount it contributes to every coalition equal the amount it can to achieve alone. The cost to be allocated to that participant should be equal zero.
- The additivity axiom states that for a given two different cost functions c_1, c_2 , the cost allocated to each participant under the combined cost function c_1+c_2 should be equal to the sum of the costs allocated based on c_1 and c_2 considered individually.

The Shapley value satisfies all four axioms, giving it a key advantage over other cost allocation methods, as it is the only one that guarantees a unique allocation solution.

Algorithm 4.1 presents the framework of the proposed iterative two-stage matheuristic. The iterative two-phase matheuristic algorithm begins by constructing an initial solution to reduce the number of iterations and running time, given the problem's NP-hardness. The procedure for building the initial solution is detailed in Algorithm 4.2.

In the *Initial_solution* construction phase (Algorithm 4.2), the costs allocated to each satellite and each customer is set to twice one-way distance from the node that served it. That is, if d_i is the distance between each satellite or customer i and its corresponding CDC and satellite, the cost allocated is set as $c_i = 2d_i$. These initial allocation costs are used to solve the 2E-LAP (Agnimo et al., 2023, 2024) referred to as the *Assignment_problem* depicted in Algorithm 4.3. This step yields the initial solution of satellites allocation to CDCs and customers to satellites. Next, the HGS-CVRP is solved, by using the initial solution of the location-allocation problem to build the routes from each CDC at first echelon and from each opened satellite at second echelon. The total cost of the initial solution is calculated by summing the satellite location costs and the routing costs for both echelons in the initial solution.

The current solution is improved by repeating the main loop (Steps 3-19) until the maximum number of iterations is reached. In each iteration:

1. The *Assignment_cost* is solved using the Algorithm 4.3 (Steps 5-6), which embeds the Shapley value method (Algorithm 4.4), to estimate costs of assigning satellites to CDCs and customers to satellites.
2. The *Assignment_problem* is solved (Step 7) using the Algorithm 4.5 to obtain satellites location solution and the assignment solution of satellites to CDCs and customers to satellites.
3. The HGS-CVRP is solved for first echelon routes from each CDC and second echelon routes from each opened satellites construction (Steps 7-14).
4. The total operational cost, representing the sum of satellites locations and vehicle routing costs, is updated based on the solution obtained at the previous iteration (Steps 15-16).

Finally, the algorithm outputs the best-found solution in terms of total operational cost, satellite locations and the routes structures (Step 20).

Algorithm 4.1 Pseudocode of the Iterative two-stage matheuristic

Iterative two-stage matheuristic

1. **Begin**
2. $\{S^*, S, S_{AL}, R_1, R_2\} = \text{Initial_solution}$
3. $iter \leftarrow 1$
4. **While** number of iterations without improvement $\leq iter^{max}$ **do**
5. **For** each satellite or customer $i \in N_S \cup N_C$ $c_i = \text{Calculate Assignment_cost}(S)$
6. **End for**
7. $S_{AL} = \text{Solve Assignment_problem}(c_i)$
8. **For** each CDC $d \in S_{AL}$ $R_d = \text{execute HGS - CVRP}(S_{AL})$
9. **End for**
10. Let $R_1 = \{d \in S_{AL}\}$ be set of first echelon routes
11. **For** each satellite $s \in S_{AL}$ $R_s = \text{execute HGS - CVRP}(S_{AL})$
12. **End for**
13. Let $R_2 = \{s \in S_{AL}\}$ be set of second echelon routes
14. Let $S = \{S_{AL}, R_1, R_2\}$
15. Update $f(S)$
16. **If** $f(S) \leq f^*$ **then** $S^* \leftarrow S$
17. **End if**
18. $iter \leftarrow iter + 1$
19. **End while**
20. **Output** the best-found solution f^* and S^*
21. **End**

Algorithm 4.2 Pseudocode for the initial solution construction

Construction of *Initial_solution*

1. **Begin**
2. Calculate cost allocated to each customer and each satellite using formula of distance to depot $c_i = 2d_i$
// d_i being the distance from each customer to satellites and from each satellite to CDCs
3. Solve the 2E-LAP model using cost c_i allocated to each customer and satellite to generate initial solutions for satellites location, satellites allocation to CDCs, and customers allocation to satellites.
4. Let S_{SL}^{in} be the initial solution for satellites location, S_{SA}^{in} be the initial solution for satellites allocation to CDCs, and S_{CA}^{in} be the initial solution for customers allocation to satellites
5. Let $S_{AL}^{in} = \{S_{SL}^{in}, S_{SA}^{in}, S_{CA}^{in}\}$ be the set encompassing the initial solutions for satellites location, satellites and customers allocations
6. **For** each CDC $d \in S_{AL}^{in}$ execute the HGS-CVRP to construct routes from d
7. **End for**
8. Let R_d^{in} be the initial solution for routes from CDC $d \in S_{AL}^{in}$
9. Let $R_1^{in} = \{d \in S_{AL}^{in}\}$ be the initial solution for first echelon routes
10. **For** each satellite $s \in S_{AL}^{in}$ apply the HGS-CVRP to construct routes from s
11. **End for**
12. Let R_s^{in} be the initial solution for routes from satellite $s \in S_{AL}^{in}$
13. Let $R_2^{in} = \{s \in S_{AL}^{in}\}$ be the initial solution for second echelon routes
14. Let $S^{in} = \{S_{AL}^{in}, R_1^{in}, R_2^{in}\}$ be set of the best initial solutions for location-allocation, first echelon and second echelon routes
15. $S^* \leftarrow S^{in}, S \leftarrow S^{in}, S_{AL} \leftarrow S_{AL}^{in}, R_1 \leftarrow R_1^{in}, R_2 \leftarrow R_2^{in}$
16. Let f be the cost function computing the sum of the location-allocation costs plus routes costs
17. Calculate the cost function of the initial solution $f(S^{in})$
18. $f^* \leftarrow f(S^{in})$ and $f(S) \leftarrow f(S^{in})$
19. **End**

Algorithm 4.3 Pseudocode for customers and satellites assignment costs calculation

```

Calculate Assignment_cost (S)
1. Begin
2. Apply the following steps for calculating assignment cost of customers to satellites
3.   For each satellite  $s \in N_S$  do
4.     For each customer  $i \in N_C$  do
5.       If  $i$  is already assigned to satellite  $s$  then  $c_i = \text{Calculate Shapley\_value}$ 
6.       Else if  $i$  cannot be assigned to satellite  $s$  because it is too far away, then  $c_i = +\text{infinity}$ 
7.       Else if  $i$  is not assigned to  $s$  then
8.         Let  $i - 1$  and  $i + 1$  be the customers preceding and following  $i$  in the tour
9.          $\text{cost} = -d(i - 1, i) - d(i, i + 1) + d(i - 1, i + 1)$  // gain obtained by bypassing customer  $i$ 
10.         $\text{detour}^* = +\text{infinity}$ 
11.        For all route  $r$  starting from satellite  $s$ 
12.          For all customer  $j$  of route  $r$  (and the following customer  $j + 1$ )
13.             $\text{detour} = d(j, i) + d(i, j + 1) - d(j, j + 1)$ 
14.            If  $\text{detour} < \text{detour}^*$  then
15.               $j^* = j$ 
16.               $r^* = r$ 
17.               $\text{cost} = \text{cost} + \text{detour}$ 
18.            End if
19.          End for
20.        End for
21.         $c_i = \text{cost}$ 
22.      End if
23.    End for
24.  End for
25.  Return  $c_i$ 
26.  Apply the following steps for calculating assignment cost of satellites to CDCs
27.  For each CDC  $d \in N_D$  do
28.    For each satellite  $i \in N_S$  do
29.      If  $i$  is already assigned to CDC  $d$  then  $c_i = \text{Calculate Shapley\_value}$ 
30.      Else if  $i$  cannot be assigned to CDC  $d$  because it is too far away, then  $c_i = +\text{infinity}$ 
31.      Else if  $i$  is not assigned to  $d$  then
32.        Let  $i - 1$  and  $i + 1$  be the satellites preceding and following  $i$  in the tour
33.         $\text{cost} = -d(i - 1, i) - d(i, i + 1) + d(i - 1, i + 1)$  // gain obtained by bypassing satellite  $i$ 
34.         $\text{detour}^* = +\text{infinity}$ 
35.        For all route  $r$  starting from CDC  $d$ 
36.          For all satellite  $j$  of route  $r$  (and the following satellite  $j + 1$ )
37.             $\text{detour} = d(j, i) + d(i, j + 1) - d(j, j + 1)$ 
38.            If  $\text{detour} < \text{detour}^*$  then
39.               $j^* = j$ 
40.               $r^* = r$ 
41.               $\text{cost} = \text{cost} + \text{detour}$ 
42.            End if
43.          End for
44.        End for
45.         $c_i = \text{cost}$ 
46.      End if
47.    End for
48.  End for
49.  Return  $c_i$ 
50. End

```

Algorithm 4.4 Pseudocode for the Sharpley-value calculation

Calculate *Sharpley_value*

1. **Begin**
2. Let N be the set of satellites or customers and $S \subseteq N$ a subset of N
3. Let $n \in \{1, \dots, |N|\}$ be the set of sizes of routes starting from each CDC or each satellite
// Size of routes made of subsets S
4. **For** each size of route $n \in \{1, \dots, |N|\}$ **do**
5. **For** all satellite or customer $i \in N$ **do**
6. $some = 0$
7. **For** all subset of satellites or customers $S \subseteq N \setminus \{i\}$ of size n **do**
8. Calculate $c(S \cup \{i\}) - c(S)$
9. $some = c(S \cup \{i\}) - c(S)$
10. **End for**
11. $c_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(|N|-|S|-1)!}{|N|!} [c(S \cup \{i\}) - c(S)]$
12. **End for**
13. **End for**
14. **Return** c_i
15. **End**

Algorithm 4.5 Pseudocode for the location-allocation problem solving

Solve *Assignment_problem* (c_i)

1. **Begin**
2. Use the new cost yielded by the *Assignment_cost* algorithm to solve the 2E-LAP model and generate new solution for satellites location, satellites allocation to CDCs, and customers allocation to satellites
3. Let S_{SL} be the solution for satellites location
4. Let S_{SA} be the solution for satellites allocation to CDCs
5. Let S_{CA} be the solution for customers allocation to satellites
6. Return $S_{AL} = \{S_{SL}, S_{SA}, S_{CA}\}$, the set of allocation-location solutions
7. **End**

4.5 Conclusion

This paper proposes a solution approach for a new bi-objective 2E-LRP model minimizing operational cost and CO₂ emissions and considering vehicles synchronization, heterogeneous fleets, and multi-depots, features that, to the best of our knowledge, have not been jointly addressed in the multi-echelon LRP literature. We proposed an iterative two-stage metaheuristic that combines in the first stage an MILP for location and allocation decisions, and in the second stage the hybrid genetic search metaheuristic algorithm specialized for the capacitated VRP (HGS-CVRP) introduced by Vidal (2022) for routing decisions.

However, due to the complexity of the resulting algorithmic design, synchronization, multi-objective optimization and fleet heterogeneity were not included, leaving open new avenues for future research to incorporate these aspects and conduct numerical experiments.

Nevertheless, although we had planned to conduct numerical testing of the model without these parameters, time constraints for completing this thesis made it impossible to include them in this document. These tests are currently underway and will be included in a paper to be submitted to a journal shortly.

CONCLUSION

Le TUM constitue un maillon fondamental de la chaîne d'approvisionnement. Il assure les liens entre les producteurs éloignés et leurs clients situés dans l'espace urbain, permettant ainsi de servir aux activités industrielles, commerciales, de service et aux ménages, les fournitures qui leur sont indispensables. Il est de ce fait essentiel à la compétitivité des activités économiques prenant place dans l'espace urbain, au développement économique et social des villes et au bien-être des citoyens. Cependant, le TUM génère un certain nombre de nuisances sociales et environnementales en lien avec sa contribution significative à la congestion, aux émissions polluantes, au bruit, à l'insécurité routière etc., qui participent à la dégradation de la qualité de vie dans les villes. Par conséquent, ces dernières décennies, on assiste à un intérêt croissant de la part des chercheurs universitaires pour les études portant sur la recherche de moyens permettant une meilleure organisation du TUM, en vue de réduire ses impacts négatifs. Ces initiatives de recherche pour une organisation plus efficace du TUM s'inscrivent dans le cadre du concept connu sous le vocable de logistique urbaine. Elles ont pour but non seulement de permettre d'améliorer la performance de la chaîne d'approvisionnement du point de vue économique et opérationnel, et de soutenir le développement du commerce électronique dont la contribution dans le produit intérieur brut (PIB) de divers pays du monde ne cesse de croître, mais aussi de permettre un développement durable.

Les prestataires de services logistiques de leur bord, se retrouvent empêtrés dans une chaîne d'approvisionnement hautement concurrentiel où la stratégie du juste-à-temps a gagné du terrain, se traduisant par des contraintes de délais de livraison très serrés et de devoir proposer des prix très compétitifs pour pouvoir faire face à la concurrence. Et ce, dans un environnement urbain marqué par un niveau de congestion élevé, lié à la croissance simultanée des trafics de transport public et privé de passagers et commercial de marchandises, due à l'urbanisation galopante. La pression sur les prestataires de services logistiques dans le TUM est en plus accrue par le fait que réalisant ce qui est communément appelé le « dernier kilomètre » de la chaîne d'approvisionnement, ils sont la seule entité physique et légale directement en contact avec le client final et perçue par celui-ci, ce qui entraîne des exigences en termes de fiabilité

des horaires de livraison et de qualité de service. Il est donc de mission pour les recherches s'inscrivant dans le cadre du concept de logistique urbaine, de pouvoir fournir à ces prestataires de services logistiques du TUM, des modèles de conception de leur système de distribution urbaine permettant de réduire leurs coûts, d'accroître la fiabilité de leur tournée de livraison et d'améliorer leur qualité de service.

Le succès de la gestion de la chaîne d'approvisionnement, en tant que système complexe nécessite l'optimisation de la conception et de la planification des réseaux de distribution. Et, les aspects qui sont cruciaux dans l'optimisation de la conception et de la planification des réseaux de distribution, sont la localisation des installations logistiques et le routage des véhicules. Cependant, il a été démontré que les décisions relatives à la localisation des plateformes logistiques et celles relatives au routage des véhicules sont des décisions interdépendantes qui devraient être traitées simultanément, parce que cela constitue la condition sine qua non pour parvenir à la conception et à la planification de configuration de réseaux de distribution optimaux, performants et économiques. Cela a donné lieu au développement des problèmes de localisation-routage (LRP) qui consistent en une optimisation intégrée de la localisation des plateformes logistiques et du plan de routage de véhicules.

De nombreux travaux de recherche se sont intéressés aux LRP multi-échelons, le système de distribution multi-échelon étant la configuration de réseau de distribution recommandée pour les villes de grande taille. Cependant un certains nombres d'éléments, tels que la synchronisation temporelle entre les véhicules des différents échelons aux satellites, l'aspect multi-dépôt, la flotte hétérogène, l'optimisation multi-objectif portant sur les coûts et les émissions de CO₂, dont la prise en compte a été soulignée par certains auteurs comme pouvant présenter des potentialités d'amélioration de la conception des réseaux de distribution multi-échelons en milieu urbain, sont encore ignorés ou très peu abordés dans les études. La formulation d'un modèle de LRP multi-échelon incorporant les éléments ci-dessus mentionnés, en va permettre la conception d'un système de distribution urbain efficace, une meilleure organisation du TUM, de réduire les émissions de CO₂ dues au TUM, d'améliorer la

circulation et la mobilité en milieu urbain et les conditions de vie des citoyens. C'est ce but que nous visons atteindre à travers cette thèse. De ce fait, la première contribution de notre thèse, qui est présentée au chapitre 2, a consisté en la formulation d'un 2E-LRP capacitaire intégrant la synchronisation temporelle des véhicules aux satellites et l'aspect multi-dépôt. Le modèle proposé est formulé sous la forme d'un MILP qui minimise le coût total d'opération du réseau de transport. Les résultats de l'expérimentation numérique du modèle ont montré que la synchronisation introduite permet de réduire le temps d'attente des véhicules aux satellites, et que des paramètres tels que les capacités des satellites et des véhicules ont un important impact sur la réduction des coûts et l'efficacité du système.

La deuxième contribution de cette thèse présentée au chapitre 3 consiste en la proposition d'une extension du modèle développé dans notre première contribution pour y intégrer une flotte hétérogène au premier échelon et une optimisation multi-objectif, en ajoutant un deuxième objectif portant sur la minimisation des émissions de CO₂. Les résultats ont montré que l'optimisation proposée constitue un outil d'aide à la décision pour la conception de chaînes d'approvisionnement éco-efficaces, en permettant de réaliser un arbitrage entre les coûts liés à la composition de la flotte et les émissions de CO₂, et que l'utilisation de flottes de véhicules hétérogènes présente un potentiel substantiel de réduction des émissions de CO₂.

Compte tenu de la complexité et de la nature NP-difficile résultant du modèle proposé, les instances de grande taille ne peuvent être résolues dans un délai de temps acceptable par l'utilisation de la méthode exacte pure. L'emploi d'approches de solution basées sur des méthodes heuristiques ou métaheuristiques s'avère indispensable. De ce fait, dans la troisième contribution de cette thèse présentée au chapitre 4, nous proposons une ébauche d'une approche de solution matheuristique de notre problème sous la forme d'un algorithme itératif à deux étapes. La matheuristique proposée combine à la première étape, un modèle de programmation en nombres entiers pour les décisions de localisation et d'allocation, et à la seconde étape, un algorithme métaheuristique spécialisé dans le VRP capacitaire, pour les décisions concernant le routage des véhicules.

Perspectives managériales

Les résultats de cette étude font ressortir de nombreuses perspectives au niveau managérial. La synchronisation, la minimisation du temps d'attente des véhicules aux satellites, la détermination des temps exacts de parcours sur les différents itinéraires, que nous avons incorporés dans le modèle de 2E-LRP que nous avons formulés, offre aux compagnies opérant dans le secteur du TUM, un outil leur permettant d'améliorer la planification des horaires des véhicules, donc leur taux de rotation journalier. Ce modèle va ainsi permettre à ces compagnies de pouvoir planifier des tournées de livraison plus fiables permettant de respecter les fenêtres de temps de livraison, leur permettre plus de réactivité vis-à-vis de la demande et plus de flexibilité. Cela va permettre d'améliorer l'efficacité des services de TUM, de pouvoir réaliser des livraisons plus rapides pour la satisfaction du client. La synchronisation et la minimisation du temps d'attente des véhicules aux satellites intégrées à notre modèle, en permettant de réduire le temps d'immobilisation des véhicules aux satellites, va permettre d'éviter de perturber le trafic avoisinant les satellites, ce qui va permettre d'éviter d'engendrer de la pollution et de la congestion supplémentaires, favorisant ainsi un développement durable des activités de TUM. Cela peut également permettre de réduire les coûts liés aux temps d'immobilisation des véhicules aux satellites, notamment les honoraires du personnel de conduite. Tout ceci souligne l'importance de la prise en compte de la synchronisation dans les modèles de 2E-LRP pour la conception de système de distribution en milieu urbain.

Nos résultats montrent également l'importance des paramètres tels que les capacités des satellites et des véhicules, qui ont un impact considérable sur le coût total, les taux de chargement des véhicules et les temps d'attente des véhicules aux satellites. Ainsi, la méthodologie que nous proposons, peut constituer un outil d'aide à la décision aux décideurs et les acteurs du TUM, pour les guider dans le choix des capacités des satellites et des véhicules de premier ou de second échelon en fonction de leurs principaux objectifs, afin de pouvoir concevoir des systèmes de distribution urbaine optimisés, efficaces économiquement, opérationnellement et dont les impacts environnementaux sont limités. La caractéristique multi-dépôt de notre problème, en permettant la réduction de la distance de déplacement des

camions du premier échelon vers les satellites, peut permettre de réduire les émissions de CO₂. Elle peut également aider à réduire les coûts d'exploitation des véhicules du premier échelon, conduire à une plus grande réactivité et à une réduction des délais de livraison aux clients, ce qui peut également conduire à une amélioration de la qualité du service.

L'intégration de l'hétérogénéité de la flotte automobile et de l'optimisation multi-objectif portant sur la réduction des coûts et des émissions de CO₂ dans notre modèle a permis, d'une part, de démontrer le potentiel énorme de réduction des émissions de CO₂ que présente l'utilisation d'une flotte hétérogène, ce qui peut s'avérer utile pour les opérateurs logistiques dans le contexte actuel où les clients sont de plus en plus regardant des considérations environnementales. D'autre part, cela va offrir aux prestataires logistiques exerçant dans le secteur du TUM un outil permettant de réaliser un meilleur arbitrage entre les objectifs contradictoires que sont la réduction des émissions de CO₂ et les coûts, dans la composition de la flotte de véhicules. Nos résultats offrent également des informations utiles aux opérateurs du TUM pouvant leur permettre d'atteindre l'éco-efficacité, c'est-à-dire leur permettre de savoir comment déterminer à partir de quel niveau d'activité en termes de kilométrage parcouru, une flotte composée de véhicules à faible émission de carbone ayant un coût d'acquisition plus élevé, peut s'avérer plus rentable économiquement qu'une flotte de véhicules ayant un coût d'acquisition plus faible mais étant plus polluante. Nos résultats peuvent ainsi servir à ces opérateurs logistiques dans la composition de leur flotte de véhicules, pour réduire leurs coûts, leurs empreintes écologiques, afin de parvenir à système de distribution éco-efficace.

Notre étude contribue ainsi à maximiser les avantages qui peuvent découler de l'exploitation du système à deux échelons dans la distribution urbaine, notamment en termes de potentialité de réduction de coûts, de nuisances à la circulation et à l'environnement. De ce fait, les décideurs publics et les compagnies logistiques pourraient en tirer profit pour la conception de systèmes de TUM performants au niveau opérationnel et économique et respectueux de l'environnement.

Limites de l'étude et pistes de recherches futures

En prenant du recul par rapport à notre étude et après analyse, nous pouvons identifier les limites suivantes de notre étude, qui peuvent donner lieu à des opportunités de recherches futures :

- La méthode de fixation de variables binaires (BVF) que nous avons utilisée pour résoudre les problèmes aux chapitres 2 et 3, présente comme faiblesse le manque de contraintes de connexion entre le sous-problème de localisation-allocation et les équations restantes du problème principal dont il a été extrait. Cela a pu avoir un impact sur la qualité des solutions présentées dans ce travail.
- Dans la matheuristique que nous avons proposée pour résoudre notre problème, nous n'avons pas pu inclure les aspects relatifs à la synchronisation des véhicules, à l'optimisation multi-objectif et à la flotte de véhicules hétérogène dans la matheuristique que nous avons proposée, en raison de la complexité de la conception algorithmique qui en résulte. Cela pave la voie à des recherches futures pour le développement d'algorithmes intégrant ces aspects, en vue des expérimentations numériques du problème.
- Dans notre étude de cas portant sur la région du Grand Montréal, nous avons agrégé et affecté les demandes de livraison correspondant à une agglomération de code postal au centroïde de celle-ci. Une étude de cas pourrait être faite prenant en compte la demande désagrégée dans chaque agglomération de code postal pour estimer le nombre réel de véhicules et d'itinéraires nécessaires à la réalisation des livraisons en vue d'évaluer l'efficacité réelle du système de distribution à deux échelons que nous proposons.
- L'incertitude sur l'état du trafic routier est également un aspect qu'on pourrait intégrer au modèle proposé dans cette étude, en vue de permettre d'accroître la précision des opérations de synchronisation et des délais de livraison des clients et d'éviter les retards dans le service.
- Les projets de logistique urbaine pour l'amélioration du TUM impliquent rarement la construction de nouvelles infrastructures routières. Une étude pourrait être faite dans le cas de la région du Grand Montréal, prenant en compte la demande désagrégée comme nous l'avons soulignée précédemment et aussi le trafic de passagers, dans une perspective

de croissance de ces deux trafics portant sur le long terme. Et, des techniques de simulation pourraient être utilisées pour déterminer l'encombrement que la croissance cumulée de ces deux trafics engendre sur les infrastructures routières, pour ainsi identifier les besoins en termes de capacité des infrastructures et de construction de nouvelles infrastructures.

- Les aspects relatifs aux plans d'occupation des sols pourraient être aussi incorporés au modèle formulé pour en tenir compte dans la détermination de la localisation des satellites et le routage des véhicules du premier échelon, pour éviter la localisation des satellites et le déplacement des camions de TUM dans les zones à vocation résidentielle. Un tel modèle permettrait de ne localiser les satellites que dans les zones destinées aux activités commerciales et/ou industrielles. Et, les itinéraires des camions du premier échelon ne devraient se situer que dans ces zones, pour réduire leur impact environnemental, leur intrusion visuelle, leur menace à la sécurité routière dans les zones résidentielles.

APPENDICE A

LINEARIZATION OF THE MODEL PRESENTED IN CHAPTER 2

The objective function (2.1), constraints (2.23), (2.25), (2.27), (2.28), (2.32), (2.34), (2.36), (2.43), (2.44), (2.45), and (2.46) in the model provided in chapter 2, were reformulated applying linearization technique commonly used for the product of two binary variables. Constraints (2.54) (2.55), and (2.62) were reformulated using the linearization technique commonly used for the product of binary variables and continuous variables. New variables are introduced for that linearization (Table A A-1) and used to replace nonlinear terms to which they correspond.

Table A A-1 Linearization variables with corresponding nonlinear terms in the model provided in chapter 2

Notations	
W_{dsc}	Linearization variable in the objective function (2.1), constraints (2.25), (2.28) and (2.34) for $Z_{sc}\lambda_{ds}$
$U_{ijc}^{d\tau s}$	Linearization variable in constraints (2.23), (2.43), (2.44), (2.45) and (2.46) for $Z_{sc}X_{ij}^{d\tau}$
R_{sc}	Linearization variable in constraints (2.27), (2.32) and (2.36) for $Z_{sc}Y_s$
$G_{js}^{d\tau s}$	Linearization variable in constraints (2.54), (2.55) and (2.62) for $T_{d\tau s}^A X_{js}^{d\tau}$

Equations (A A-1) - (A A-5) are linear equations resulting from the linearization of the objective function (2.1)

$$Min \left(\begin{array}{l} \sum_{s \in N_S} c_s^O Y_s + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i,j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} c_1^E \delta_{ij}^{d\tau} X_{ij}^{d\tau} + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i,j \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} c_2^E \delta_{ij}^{sv} X_{ij}^{sv} + \\ \sum_{d \in N_D} \sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} c_d^H q_c W_{dsc} + \sum_{s \in N_S} c_s^H D_s + \sum_{s \in N_S} T_s^W \left(\frac{c_s^E}{2} \right) s^V \end{array} \right) \quad (A A-1)$$

$$W_{dsc} \leq Z_{sc} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S, c \in N_C \quad (A A-2)$$

$$W_{dsc} \leq \lambda_{ds} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S, c \in N_C \quad (A A-3)$$

$$W_{dsc} \geq Z_{sc} + \lambda_{ds} - 1 \quad \forall d \in N_D, s \in N_S, c \in N_C \quad (A A-4)$$

$$W_{dsc} \in \{0, 1\} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S, c \in N_C \quad (A A-5)$$

Equations (A A-6) - (A A-10) are linear constraints resulting from the linearization of constraint (2.23).

$$\sum_{i \in N_S} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} \sum_{c \in N_C} q_c U_{ijc}^{d\tau i} \leq K_d^F \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \quad (\text{A A-6})$$

$$U_{ijc}^{d\tau i} \leq X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, c \in N_C, i \neq j \quad (\text{A A-7})$$

$$U_{ijc}^{d\tau i} \leq Z_{ic} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, c \in N_C, i \neq j \quad (\text{A A-8})$$

$$U_{ijc}^{d\tau i} \geq X_{ij}^{d\tau} + Z_{ic} - 1 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, c \in N_C, i \neq j \quad (\text{A A-9})$$

$$U_{ijc}^{d\tau i} \in \{0, 1\} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, c \in N_C, i \neq j \quad (\text{A A-10})$$

The linear expression of nonlinear constraint (2.25) is constituted by constraint (A A-11) and constraints (A A-2) - (A A-5) as the linearization variable W_{dsc} that appears in constraint (2.25) is the same as in the objective function.

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c W_{dsc} \leq K_d^F \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} X_{ds}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D \quad (\text{A A-11})$$

Equations (A A-12) - (A A-16) are linear constraints resulting from the linearization of constraint (2.27)

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c R_{sc} = \sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c Z_{sc} \quad (\text{A A-12})$$

$$R_{sc} \leq Z_{sc} \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (\text{A A-13})$$

$$R_{sc} \leq Y_s \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (\text{A A-14})$$

$$R_{sc} \geq Z_{sc} + Y_s - 1 \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (\text{A A-15})$$

$$R_{sc} \in \{0, 1\} \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (\text{A A-16})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (2.28) are constraint (A.A-17) and constraints (A A-2) - (A A-5) as the linearization variable W_{dsc} that appears in constraint (2.28) is the same as in the objective function.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ji}^{d\tau} = \sum_{c \in N_C} q_c W_{ajc} \quad \forall d \in N_D, j \in N_S \quad (\text{A A-17})$$

The linear expression of nonlinear constraint (2.32) is constituted by constraint (A A-18) and constraints (A A-13) - (A A-16) as the linearization variable R_{sc} appearing in constraint (2.32) is the same as in constraint (2.27).

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ji}^{d\tau} = \sum_{c \in N_C} q_c R_{jc} \quad \forall j \in N_S \quad (\text{A A-18})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (2.34) are constraint (A A-19) and constraints (A A-2) - (A A-5) as the linearization variable W_{dsc} that appears in constraint (2.34) is the same as in the objective function.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = \sum_{c \in N_C} q_c W_{dsc} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S \quad (\text{A A-19})$$

The linear expression of nonlinear constraint (2.36) is constituted by constraint (A A-20) and constraints (A A-13) - (A A-16) as the linearization variable R_{sc} appearing in constraint (2.36) is the same as in constraint (2.27).

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = \sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c R_{sc} \quad (\text{A A-20})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (2.43) are constraint (A A-21) and constraints (A A-7) - (A A-10) as the linearization variable $U_{ijc}^{d\tau i}$ that appears in constraint (2.43) is the same as in constraint (2.23).

$$Q_{ij}^{d\tau} \leq K_d^F X_{ij}^{d\tau i} - \sum_{c \in N_C} q_c U_{ijc}^{d\tau i} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (\text{A A-21})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (2.44) are constraint (A A-22) and constraints (A A-7) - (A A-10) as the linearization variable $U_{ijc}^{d\tau i}$ appearing in constraint (2.44) is the same in constraint (2.23).

$$Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\substack{n \in \{d\} \cup N_S \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{d\tau} \leq K_d^F X_{ij}^{d\tau} - \sum_{c \in N_C} q_c U_{ijc}^{d\tau i} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (\text{A A-22})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (2.45) are constraint (A A-23) and constraints (A A-7) - (A A-10) as the linearization variable $U_{ijc}^{d\tau j}$ that appears in constraint (2.45) is the same in constraint (2.23).

$$Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\substack{n \in \{d\} \cup N_S \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{d\tau} \leq \sum_{c \in N_C} q_c U_{ijc}^{d\tau j} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in \{d\} \cup N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (\text{A A-23})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (2.46) are constraint (A A-24) and constraints (A A-7) - (A A-10) as the linearization variable $U_{ijc}^{d\tau j}$ that appears in constraint (2.46) is the same in constraint (2.23).

$$\sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - Q_{jn}^{d\tau} \geq \sum_{c \in N_C} q_c U_{jnc}^{d\tau j} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, n \in N_S, j \in N_S, n \neq j, n \neq i \quad (\text{A A-24})$$

Equations (A A-25) - (A A-30) are linear constraints resulting from the linearization of constraint (2.54).

$$T_s^D \geq \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} G_{js}^{d\tau s} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} t_1^H X_{js}^{d\tau} + \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_2^H X_{si}^{sv} \quad (\text{A A-25})$$

$$-M(1 - \mu_s) \quad \forall s \in N_S \\ G_{js}^{d\tau s} \leq M X_{js}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, s \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, j \neq s \quad (\text{A A-26})$$

$$G_{js}^{d\tau s} \leq T_{d\tau s}^A \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, s \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, j \neq s \quad (\text{A A-27})$$

$$G_{js}^{d\tau s} \geq T_{d\tau s}^A - M(1 - X_{js}^{d\tau}) \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, s \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, j \neq s \quad (\text{A A-28})$$

$$G_{js}^{d\tau s} \geq 0 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, s \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, j \neq s \quad (\text{A A-29})$$

$$m_s \leq M\mu_s \quad \forall s \in N_S \quad (\text{A A-30})$$

The linear expression of nonlinear constraint (2.55) is constituted by constraint (A A-31) and constraints (A A-26) - (A A-30) as the linearization variable $G_{js}^{d\tau s}$ that appears in constraint (2.55) is the same as in constraint (2.54).

$$T_s^D \leq \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} G_{js}^{d\tau s} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} t_1^H X_{js}^{d\tau} + \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_2^H X_{si}^{sv} \quad (\text{A A-31}) \\ + M(1 - \mu_s) \quad \forall s \in N_S$$

The linear expression of nonlinear constraint (2.62) is constituted by constraint (A A-32) and constraints (A A-26) - (A A-29) as the linearization variable $G_{js}^{d\tau s}$ that appears in constraint (2.62) is the same as in constraint (2.54).

$$T_s^W = \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} G_{js}^{d\tau s} - \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_s^A X_{si}^{sv} \quad \forall s \in N_S \quad (\text{A A-32})$$

APPENDICE B

LINEARIZATION OF THE MODEL PRESENTED IN CHAPTER 3

The cost objective function (3.1), constraints (3.24), (3.26), (3.28), (3.29), (3.33), (3.35), (3.37), (3.44), (3.45), (3.46) and (3.47) in the model provided in chapter 3, were linearized by using the commonly employed linearization method for the product of two binary variables. Constraints (3.55) (3.56), and (3.63) were linearized by applying the commonly used linearization method for the product of binary variables and continuous variables. We introduced new variables for that linearization (Table A B-1) and used them to replace the nonlinear terms to which they correspond.

Table A B-1 Linearization variables with corresponding nonlinear terms in the model provided in chapter 3

Notations	
W_{dsc}	Linearization variable in the cost objective function (3.1), constraints (3.26), (3.29), and (3.35) for $Z_{sc}\lambda_{ds}$
$U_{ijc}^{d\tau s}$	Linearization variable in constraints (3.24), (3.44), (3.45), (3.46) and (3.47) for $Z_{sc}X_{ij}^{d\tau}$
R_{sc}	Linearization variable in constraints (3.28), (3.33) and (3.37) for $Z_{sc}Y_s$
$G_{js}^{d\tau s}$	Linearization variable in constraints (3.55), (3.56) and (3.63) for $T_{d\tau s}^A X_{js}^{d\tau}$

Equations (A B-1) - (A B-5) are linear equations resulting from the linearization of the cost objective function (3.1)

$$\begin{aligned}
\text{Min } O_1 & \left(\begin{aligned}
& \sum_{s \in N_S} c_s^O Y_s + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i, j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} c_\tau^V \delta_{ij}^{d\tau} X_{ij}^{d\tau} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{j \in N_S} c_\tau^F X_{dj}^{d\tau} \\
& + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i, j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} c^D t_{ij}^{d\tau} X_{ij}^{d\tau} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{i \in N_S} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} c^D t_1^H X_{ij}^{d\tau} \\
& + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i, j \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} c_v^V \delta_{ij}^{sv} X_{ij}^{sv} + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} c_v^F X_{sj}^{sv} \\
& + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{\substack{i, j \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} c^D t_{ij}^{sv} X_{ij}^{sv} + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} \sum_{\substack{j \in \{s\} \cup N_C \\ i \neq j}} c^D t_2^S X_{ij}^{sv} \\
& + \sum_{s \in N_S} \sum_{v \in F_s^V} \sum_{j \in N_C} c^D (t_2^H + T_s^W) X_{sj}^{sv} \\
& + \sum_{d \in N_D} \sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} c_d^H q_c W_{dsc} + \sum_{s \in N_S} c_s^H D_s
\end{aligned} \right) \tag{A B-1}
\end{aligned}$$

$$W_{dsc} \leq Z_{sc} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S, c \in N_C \tag{A B-2}$$

$$W_{dsc} \leq \lambda_{ds} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S, c \in N_C \tag{A B-3}$$

$$W_{dsc} \geq Z_{sc} + \lambda_{ds} - 1 \quad \forall d \in N_D, s \in N_S, c \in N_C \tag{A B-4}$$

$$W_{dsc} \in \{0, 1\} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S, c \in N_C \tag{A B-5}$$

Equations (A B-6) - (A B-10) are linear constraints resulting from the linearization of constraint (3.24).

$$\sum_{i \in N_S} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} \sum_{c \in N_C} q_c U_{ijc}^{d\tau i} \leq K_d^F \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T \tag{A B-6}$$

$$U_{ijc}^{d\tau i} \leq X_{ij}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, c \in N_C, i \neq j \tag{A B-7}$$

$$U_{ijc}^{d\tau i} \leq Z_{ic} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, c \in N_C, i \neq j \tag{A B-8}$$

$$U_{ijc}^{d\tau i} \geq X_{ij}^{d\tau} + Z_{ic} - 1 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, c \in N_C, i \neq j \tag{A B-9}$$

$$U_{ijc}^{d\tau i} \in \{0, 1\} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, c \in N_C, i \neq j \tag{A B-10}$$

The linear expression of nonlinear constraint (3.26) is constituted by constraint (A B-11) and constraints (A B-2) - (A B-5) as the linearization variable W_{dsc} that appears in constraint (3.26) is the same as in the objective function.

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c W_{dsc} \leq K_d^F \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} X_{ds}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D \tag{A B-11}$$

Equations (A B-12) - (A B-16) are linear constraints resulting from the linearization of constraint (3.28)

$$\sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c R_{sc} = \sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c Z_{sc} \quad (\text{A B-12})$$

$$R_{sc} \leq Z_{sc} \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (\text{A B-13})$$

$$R_{sc} \leq Y_s \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (\text{A B-14})$$

$$R_{sc} \geq Z_{sc} + Y_s - 1 \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (\text{A B-15})$$

$$R_{sc} \in \{0, 1\} \quad \forall s \in N_S, c \in N_C \quad (\text{A B-16})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (3.29) are constraint (A B-17) and constraints (A B-2) - (A B-5) as the linearization variable W_{dsc} that appears in constraint (3.29) is the same as in the objective function.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ji}^{d\tau} = \sum_{c \in N_C} q_c W_{djc} \quad \forall d \in N_D, j \in N_S \quad (\text{A B-17})$$

The linear expression of nonlinear constraint (3.33) is constituted by constraint (A B-18) and constraints (A B-13) - (A B-16) as the linearization variable R_{sc} appearing in constraint (3.33) is the same as in constraint (3.28).

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ji}^{d\tau} = \sum_{c \in N_C} q_c R_{jc} \quad \forall j \in N_S \quad (\text{A B-18})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (3.35) are constraint (A B-19) and constraints (A B-2) - (A B-5) as the linearization variable W_{dsc} that appears in constraint (3.35) is the same as in the objective function.

$$\sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = \sum_{c \in N_C} q_c W_{dsc} \quad \forall d \in N_D, s \in N_S \quad (\text{A B-19})$$

The linear expression of nonlinear constraint (3.37) is constituted by constraint (A B-20) and constraints (A B-13) - (A B-16) as the linearization variable R_{sc} appearing in constraint (3.37) is the same as in constraint (3.28).

$$\sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{s \in N_S} Q_{ds}^{d\tau} = \sum_{s \in N_S} \sum_{c \in N_C} q_c R_{sc} \quad (\text{A B-20})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (3.44) are constraint (A B-21) and constraints (A B-7) - (A B-10) as the linearization variable $U_{ijc}^{d\tau i}$ that appears in constraint (3.44) is the same as in constraint (3.24).

$$Q_{ij}^{d\tau} \leq K_d^F X_{ij}^{d\tau i} - \sum_{c \in N_C} q_c U_{ijc}^{d\tau i} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (\text{A B-21})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (3.45) are constraint (A B-22) and constraints (A B-7) - (A B-10) as the linearization variable $U_{ijc}^{d\tau i}$ appearing in constraint (3.45) is the same in constraint (3.24).

$$Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\substack{n \in \{d\} \cup N_S \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{d\tau} \leq K_d^F X_{ij}^{d\tau} - \sum_{c \in N_C} q_c U_{ijc}^{d\tau i} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (\text{A B-22})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (3.46) are constraint (A B-23) and constraints (A B-7) - (A B-10) as the linearization variable $U_{ijc}^{d\tau j}$ that appears in constraint (3.46) is the same in constraint (3.24).

$$Q_{ij}^{d\tau} - \sum_{\substack{n \in \{d\} \cup N_S \\ n \neq j \\ n \neq i}} Q_{jn}^{d\tau} \leq \sum_{c \in N_C} q_c U_{ijc}^{d\tau j} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, i \in \{d\} \cup N_S, j \in N_S, i \neq j \quad (\text{A B-23})$$

Linear constraints resulting from the linearization of constraint (3.47) are constraint (A B-24) and constraints (A B-7) - (A B-10) as the linearization variable $U_{ijc}^{d\tau j}$ that appears in constraint (3.47) is the same in constraint (3.24).

$$\sum_{\substack{i \in \{d\} \cup N_S \\ i \neq j}} Q_{ij}^{d\tau} - Q_{jn}^{d\tau} \geq \sum_{c \in N_C} q_c U_{jnc}^{d\tau j} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, n \in N_S, j \in N_S, n \neq j, n \neq i \quad (\text{A B-24})$$

Equations (A B-25) - (A B-30) are linear constraints resulting from the linearization of constraint (3.55).

$$T_s^D \geq \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} G_{js}^{d\tau s} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} t_1^H X_{js}^{d\tau} + \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_2^H X_{si}^{sv} \quad (\text{A B-25})$$

$$-M(1 - \mu_s) \quad \forall s \in N_S \\ G_{js}^{d\tau s} \leq M X_{js}^{d\tau} \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, s \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, j \neq s \quad (\text{A B-26})$$

$$G_{js}^{d\tau s} \leq T_{d\tau s}^A \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, s \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, j \neq s \quad (\text{A B-27})$$

$$G_{js}^{d\tau s} \geq T_{d\tau s}^A - M(1 - X_{js}^{d\tau}) \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, s \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, j \neq s \quad (\text{A B-28})$$

$$G_{js}^{d\tau s} \geq 0 \quad \forall d \in N_D, \tau \in F_d^T, s \in N_S, j \in \{d\} \cup N_S, j \neq s \quad (\text{A B-29})$$

$$m_s \leq M\mu_s \quad \forall s \in N_S \quad (\text{A B-30})$$

The linear expression of nonlinear constraint (3.56) is constituted by constraint (A B-31) and constraints (A B-26) - (A B-30) as the linearization variable $G_{js}^{d\tau s}$ that appears in constraint (3.56) is the same as in constraint (3.55).

$$T_s^D \leq \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} G_{js}^{d\tau s} + \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} t_1^H X_{js}^{d\tau} + \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_2^H X_{si}^{sv} + M(1 - \mu_s) \quad \forall s \in N_S \quad (\text{A B-31})$$

The linear expression of nonlinear constraint (3.63) is constituted by constraint (A B-32) and constraints (A B-26) - (A B-29) as the linearization variable $G_{js}^{d\tau s}$ that appears in constraint (3.63) is the same as in constraint (3.55).

$$T_s^W = \sum_{d \in N_D} \sum_{\tau \in F_d^T} \sum_{\substack{j \in \{d\} \cup N_S \\ j \neq s}} G_{js}^{d\tau s} - \sum_{v \in F_s^V} \sum_{i \in N_C} t_s^A X_{si}^{sv} \quad \forall s \in N_S \quad (\text{A B-32})$$

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Agnimo, V., Ouhimmou, M., Paquet, M., and Montecinos, J. (2023). Integrated strategic and tactical design of multi-echelon city distribution systems with vehicles synchronization: A case of the Greater Montréal area. *Computers & Industrial Engineering*, 183, 109458. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109458>
- Agnimo, V., Ouhimmou, M., Paquet, M., and Montecinos, J. (2024). *Multi-objective multi-depot sustainable two-echelon capacitated location routing problem for urban distribution*. Paper presented at the 7th edition of the Springer International Conference on Logistics Operations Management: Smart, Sustainable and Green Logistics, 02 May-04 May 2024, Marrakesh, Morocco.
- Allen, J., Anderson, S., Browne, M., and Jones, P. (2000). *A framework for considering policies to encourage sustainable urban freight traffic and goods/service flows*.
- Allen, J., Thorne, G., and Browne, M. (2007). *BESTUFS : Guide de bonnes pratiques pour le transport de marchandises en ville*. Retrieved from http://www.bestufs.net/download/BESTUFS_II/good_practice/French_BESTUFS_Guide.pdf
- Aloui, A., Hamani, N., and Delahoche, L. (2021). An integrated optimization approach using a collaborative strategy for sustainable cities freight transportation: A Case study. *Sustainable Cities and Society*, 75. doi:10.1016/j.scs.2021.103331
- Amaral, R. R., and Aghezzaf, E.-H. (2015). City Logistics and Traffic Management: Modelling the Inner and Outer Urban Transport Flows in a Two-tiered System. *Transportation Research Procedia*, 6, 297-312. doi:<https://doi.org/10.1016/j.trpro.2015.03.023>
- Anderluh, A., Hemmelmayr, V. C., and Nolz, P. C. (2017). Synchronizing vans and cargo bikes in a city distribution network. *Central European Journal of Operations Research*, 25, 345-376.
- Anderluh, A., Larsen, R., Hemmelmayr, V. C., and Nolz, P. C. (2019a). Impact of travel time uncertainties on the solution cost of a two-echelon vehicle routing problem with synchronization. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 1-23.
- Anderluh, A., Nolz, P. C., Hemmelmayr, V. C., and Crainic, T. G. (2019b). Multi-objective optimization of a two-echelon vehicle routing problem with vehicle synchronization and 'grey zone' customers arising in urban logistics. *European Journal of Operational Research*, 289. doi:10.1016/j.ejor.2019.07.049

- Archetti, C., and Speranza, M. G. (2014). A survey on matheuristics for routing problems. *EURO Journal on Computational Optimization*, 2(4), 223-246. doi:<https://doi.org/10.1007/s13675-014-0030-7>
- Asghari, M., and Mirzapour Al-e-hashem, S. M. J. (2021). Green vehicle routing problem: A state-of-the-art review. *International Journal of Production Economics*, 231, 107899. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107899>
- Baldacci, R., Mingozzi, A., and Wolfler Calvo, R. (2011). An Exact Method for the Capacitated Location-Routing Problem. *Operations Research*, 59(5), 1284-1296. doi:10.1287/opre.1110.0989
- Baldi, M. M., Ghirardi, M., Perboli, G., and Tadei, R. (2012). The Capacitated Transshipment Location Problem Under Uncertainty: A Computational Study. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 39, 424-436. doi:<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.03.119>
- Ball, M. O. (2011). Heuristics based on mathematical programming. *Surveys in Operations Research and Management Science*, 16(1), 21-38. doi:<https://doi.org/10.1016/j.sorms.2010.07.001>
- Barth, M., and Boriboonsomsin, K. (2008). Real-World Carbon Dioxide Impacts of Traffic Congestion. *Transportation Research Record*, 2058(1), 163-171. doi:10.3141/2058-20
- Barth, M., Younglove, T., and Scora, G. (2005). Development of a Heavy-Duty Diesel Modal Emissions and Fuel Consumption Model. *Institute of Transportation Studies, UC Berkeley, Institute of Transportation Studies, Research Reports, Working Papers, Proceedings*.
- Bektaş, T., Crainic, T. G., and Van Woensel, T. (2017). From Managing Urban Freight to Smart City Logistics Networks. In *Network Design and Optimization for Smart Cities* (pp. 143-188).
- Belenguer, J.-M., Benavent, E., Prins, C., Prodhon, C., and Wolfler Calvo, R. (2011). A Branch-and-Cut method for the Capacitated Location-Routing Problem. *Computers & Operations Research*, 38(6), 931-941. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cor.2010.09.019>
- Benjelloun, A., and Crainic, T. G. (2008). Trends, challenges, and perspectives in city logistics. *Transportation and Land Use Interaction, Proceedings TRANSLU'08*, 269-284.
- Benjelloun, A., Crainic, T. G., and Bigras, Y. (2010). Towards a taxonomy of City Logistics projects. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 2(3), 6217-6228. doi:<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2010.04.032>

- Boccia, M., Crainic, T. G., Sforza, A., and Sterle, C. (2011). Location-routing models for designing a two-echelon freight distribution system. *Rapport technique, CIRRELT, Université de Montréal, 91*.
- Boschetti, M. A., Maniezzo, V., Roffilli, M., and Bolufé Röhrler, A. (2009, 2009//). *Matheuristics: Optimization, Simulation and Control*. Paper presented at the Hybrid Metaheuristics, Berlin, Heidelberg.
- Breunig, U., Schmid, V., Hartl, R. F., and Vidal, T. (2016). A large neighbourhood based heuristic for two-echelon routing problems. *Computers & Operations Research, 76*, 208-225. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.06.014>
- Browne, M., Allen, J., Nemoto, T., Patier, D., and Visser, J. (2012). Reducing Social and Environmental Impacts of Urban Freight Transport: A Review of Some Major Cities. *Procedia - Social and Behavioral Sciences, 39*, 19-33. doi:<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.03.088>
- Cao, J. X., Wang, X., and Gao, J. (2021). A two-echelon location-routing problem for biomass logistics systems. *Biosystems Engineering, 202*, 106-118. doi:10.1016/j.biosystemseng.2020.12.007
- Capgemini Research Institute. (2019). The last-mile delivery challenge.
- Cattaruzza, D., Absi, N., Feillet, D., and González-Feliu, J. (2017). Vehicle routing problems for city logistics. *EURO Journal on Transportation and Logistics, 6*(1), 51-79.
- Cheng, C., Zhu, R., Costa, A. M., Thompson, R. G., and Huang, X. (2022). Multi-period two-echelon location routing problem for disaster waste clean-up. *Transportmetrica A: Transport Science, 18*(3), 1053-1083. doi:10.1080/23249935.2021.1916644
- Chircop, K., and Zammit-Mangion, D. (2013). On Epsilon-Constraint Based Methods for the Generation of Pareto Frontiers. *Journal of Mechanics Engineering and Automation, 3*, 279-289.
- Clarke, G., and Wright, J. W. (1964). Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points. *Operations Research, 12*(4), 568-581. doi:10.1287/opre.12.4.568
- Contardo, C., Cordeau, J.-F., and Gendron, B. (2013). An Exact Algorithm Based on Cut-and-Column Generation for the Capacitated Location-Routing Problem. *INFORMS Journal on Computing, 26*(1), 88-102. doi:10.1287/ijoc.2013.0549
- Contardo, C., Hemmelmayr, V., and Crainic, T. G. (2012). Lower and upper bounds for the two-echelon capacitated location-routing problem. *Computers & Operations Research, 39*(12), 3185-3199. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cor.2012.04.003>

- CPCS. (2013). *Étude multimodale du transport des marchandises au Québec en appui aux plans territoriaux de mobilité durable* (11156). Retrieved from http://www.bv.transports.gouv.qc.ca/mono/1171101/04_Volume_4.pdf
- Crainic, T. G., Errico, F., Rei, W., and Ricciardi, N. (2016). Modeling Demand Uncertainty in Two-Tier City Logistics Tactical Planning. *Transportation Science*, 50(2), 559-578. doi:10.1287/trsc.2015.0606
- Crainic, T. G., Giusti, R., Manerba, D., and Tadei, R. (2021). The Synchronized Location-Transshipment Problem. *Transportation Research Procedia*, 52, 43-50. doi:10.1016/j.trpro.2021.01.007
- Crainic, T. G., Hewitt, M., Toulouse, M., and Vu, D. M. (2018). Scheduled service network design with resource acquisition and management. *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 7(3), 277-309. doi:<https://doi.org/10.1007/s13676-017-0103-x>
- Crainic, T. G., and Montreuil, B. (2016). Physical Internet Enabled Hyperconnected City Logistics. *Transportation Research Procedia*, 12, 383-398. doi:10.1016/j.trpro.2016.02.074
- Crainic, T. G., Ricciardi, N., and Storchi, G. (2004). Advanced freight transportation systems for congested urban areas. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 12(2), 119-137. doi:<https://doi.org/10.1016/j.trc.2004.07.002>
- Crainic, T. G., Ricciardi, N., and Storchi, G. (2009a). Models for Evaluating and Planning City Logistics Systems. *Transportation Science*, 43, 432-454. doi:10.1287/trsc.1090.0279
- Crainic, T. G., Ricciardi, N., and Storchi, G. (2009b). Models for Evaluating and Planning City Logistics Systems. *Transportation Science*, 43(4), 432-454. doi:10.1287/trsc.1090.0279
- Crainic, T. G., Sforza, A., and Sterle, C. (2011). Location-Routing Models for Two-Echelon Freight Distribution System Design.
- Crainic, T. G., and Sgalambro, A. (2014). Service network design models for two-tier city logistics. *Optimization Letters*, 8(4), 1375-1387. doi:10.1007/s11590-013-0662-1
- Cuda, R., Guastaroba, G., and Speranza, M. G. (2015). A survey on two-echelon routing problems. *Computers & Operations Research*, 55, 185-199. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cor.2014.06.008>
- Dablanc, L. (2014). Logistics Sprawl and Urban Freight Planning Issues in a Major Gateway City - The Case of Los Angeles. In : Sustainable Urban Logistics: Concepts, Methods and Information Systems. In *Logistics Sprawl and Urban Freight Planning Issues in a*

Major Gateway City - The Case of Los Angeles. In : Sustainable Urban Logistics: Concepts, Methods and Information Systems (pp. pp 49-69): SPRINGER VERLAG.

- Dellaert, N., Van Woensel, T., Crainic, T. G., and Dashty Saridarq, F. (2021). A multi-commodity two-Echelon capacitated vehicle routing problem with time windows: Model formulations and solution approach. *Computers and Operations Research*, 127. doi:10.1016/j.cor.2020.105154
- Demir, E., Bektaş, T., and Laporte, G. (2014a). The bi-objective Pollution-Routing Problem. *European Journal of Operational Research*, 232(3), 464-478. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.08.002>
- Demir, E., Bektaş, T., and Laporte, G. (2014b). A review of recent research on green road freight transportation. *European Journal of Operational Research*, 237(3), 775-793. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.12.033>
- Demir, E., Huang, Y., Scholts, S., and Van Woensel, T. (2015). A selected review on the negative externalities of the freight transportation: Modeling and pricing. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 77, 95-114. doi:<https://doi.org/10.1016/j.tre.2015.02.020>
- Diziain, D., Ripert, C., and Dablanç, L. (2012). How can we Bring Logistics Back into Cities? The Case of Paris Metropolitan Area. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 39, 267-281. doi:<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.03.107>
- Diziain, D., Taniguchi, E., and Dablanç, L. (2014). Urban Logistics by Rail and Waterways in France and Japan. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 125. doi:10.1016/j.sbspro.2014.01.1464
- Doerner, K. F., and Schmid, V. (2010, 2010//). *Survey: Matheuristics for Rich Vehicle Routing Problems*. Paper presented at the Hybrid Metaheuristics, Berlin, Heidelberg.
- Drex1, M. (2012). Synchronization in Vehicle Routing—A Survey of VRPs with Multiple Synchronization Constraints. *Transportation Science*, 46(3), 297-316.
- Drex1, M., and Schneider, M. (2015). A survey of variants and extensions of the location-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 241(2), 283-308. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.08.030>
- Du, J., Wang, X., Wu, X., Zhou, F., and Zhou, L. (2022). Multi-objective optimization for two-echelon joint delivery location routing problem considering carbon emission under online shopping. doi:10.1080/19427867.2022.2112857
- Dumez, D., Tilk, C., Irnich, S., Lehuédé, F., Olkis, K., and Péton, O. (2023). A matheuristic for a 2-echelon vehicle routing problem with capacitated satellites and reverse flows.

European Journal of Operational Research, 305(1), 64-84.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.05.022>

Ebrahimi, S. B. (2018). A stochastic multi-objective location-allocation-routing problem for tire supply chain considering sustainability aspects and quantity discounts. *Journal of Cleaner Production*, 198, 704-720. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.07.059>

Ecommerce Foundation. (2015). *Global B2C E-commerce Report 2015*. Retrieved from <https://ecommerce-europe.eu/wp-content/uploads/2016/07/global-b2c-e-commerce-report-2015-light.pdf.pdf>

EEA. (2022). *Annual European Union greenhouse gas inventory 1990–2020 and inventory report 2022*. Retrieved from <https://www.connaissancedesenergies.org/sites/connaissancedesenergies.org/files/pdf-actualites/EU%20NIR%20May%202022.pdf>

Ehmke, J. F. (2012). City Logistics. In I. S. i. O. R. M. Science (Ed.), *Integration of Information and Optimization Models for Routing in City Logistics* (127 ed., pp. 9-22): Springer.

eMarketer. (2021). *Global Ecommerce Forecast 2021*. Retrieved from <https://www.emarketer.com/content/global-ecommerce-forecast-2021>

Environnement et Changement climatique Canada. (2024). *Rapport d'inventaire national 1990–2022 : Sources et puits de gaz à effet de serre au Canada*. Retrieved from canada.ca/inventaire-ges

EPA. (2024). *Inventory of U.S. Greenhouse Gas Emissions and Sinks: 1990-2022*. Retrieved from <https://www.epa.gov/ghgemissions/inventory-us-greenhouse-gas-emissions-and-sinks-1990-2022>

European Union. (2016). *Urban Mobility*. Retrieved from http://www.trt.it/wp/wp-content/uploads/2017/02/TRIP_Urban_Mobility.pdf

Fallahtafti, A., Ardjmand, E., Young, W. A., and Weckman, G. R. (2021). A multi-objective two-echelon location-routing problem for cash logistics: A metaheuristic approach. *Applied Soft Computing*, 111. doi:10.1016/j.asoc.2021.107685

Frisk, M., Göthe-Lundgren, M., Jörnsten, K., and Rönnqvist, M. (2010). Cost allocation in collaborative forest transportation. *European Journal of Operational Research*, 205(2), 448-458. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.01.015>

Gandra, V. M. S., Çalık, H., Wauters, T., Toffolo, T. A. M., Carvalho, M. A. M., and Vanden Berghe, G. (2021). The impact of loading restrictions on the two-echelon location routing problem. *Computers & Industrial Engineering*, 160, 107609. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107609>

- Gevaers, R., Van de Voorde, E., and Vanelander, T. (2014). Cost Modelling and Simulation of Last-mile Characteristics in an Innovative B2C Supply Chain Environment with Implications on Urban Areas and Cities. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 125, 398-411. doi:<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.01.1483>
- Ghezavati, V. R., and Beigi, M. (2016). Solving a bi-objective mathematical model for location-routing problem with time windows in multi-echelon reverse logistics using metaheuristic procedure. *Journal of Industrial Engineering International*, 12(4), 469-483. doi:10.1007/s40092-016-0154-x
- Gholipour, S., Ashoftehfard, A., and Mina, H. (2019). Green Supply Chain Network Design Considering Inventory- Location- Routing Problem: A Fuzzy Solution Approach. *International Journal of Logistics Systems and Management*, 35. doi:10.1504/IJLSM.2020.10016337
- Govindan, K., Jafarian, A., Khodaverdi, R., and Devika, K. (2014). Two-echelon multiple-vehicle location–routing problem with time windows for optimization of sustainable supply chain network of perishable food. *International Journal of Production Economics*, 152, 9-28. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.12.028>
- Govindan, K., Salehian, F., Kian, H., Hosseini, S. T., and Mina, H. (2023). A location-inventory-routing problem to design a circular closed-loop supply chain network with carbon tax policy for achieving circular economy: An augmented epsilon-constraint approach. *International Journal of Production Economics*, 257, 108771. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.108771>
- Grangier, P., Gendreau, M., Lehu  d  , F., and Rousseau, L.-M. (2014). An adaptive large neighborhood search for the two-echelon multiple-trip vehicle routing problem with satellite synchronization. *European Journal of Operational Research*, 254(1), 80-91. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.03.040>
- Gu, W., Archetti, C., Cattaruzza, D., Ogier, M., Semet, F., and Grazia Speranza, M. (2022). A sequential approach for a multi-commodity two-echelon distribution problem. *Computers & Industrial Engineering*, 163, 107793. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107793>
- Guyon, O., Absi, N., Feillet, D., and Garaix, T. (2012). A Modeling Approach for Locating Logistics Platforms for Fast Parcels Delivery in Urban Areas. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 39, 360–368. doi:10.1016/j.sbspro.2012.03.114
- Hajghani, M., Forghani, M. A., Heidari, A., Khalilzadeh, M., and Kebriyaii, O. (2023). A two-echelon location routing problem considering sustainability and hybrid open and closed routes under uncertainty. *Heliyon*, 9(3).

- Hashemi-Amiri, O., Ji, R., and Tian, K. (2023). An Integrated Location-Scheduling-Routing Framework for a Smart Municipal Solid Waste System. *Sustainability*, 7774 (7724 pp.). doi:10.3390/su15107774
- Hashemi, L., Mahmoodi, A., Jasemi, M., Millar, R. C., and Laliberte, J. (2022). Designing a locating-routing three-echelon supply chain network under uncertainty. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 15(4), 562-588. doi:10.1108/IJICC-08-2021-0163
- Hemmelmayr, V. C., Cordeau, J.-F., and Crainic, T. G. (2012). An adaptive large neighborhood search heuristic for Two-Echelon Vehicle Routing Problems arising in city logistics. *Computers & Operations Research*, 39(12), 3215-3228. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cor.2012.04.007>
- Hewitt, M., Crainic, T. G., Nowak, M., and Rei, W. (2019). Scheduled service network design with resource acquisition and management under uncertainty. *Transportation Research Part B: Methodological*.
- Hof, J., and Schneider, M. (2021). Intraroute resource replenishment with mobile depots. *Transportation Science*, 55(3), 660-686. doi:10.1287/trsc.2020.1034
- Hu, D., Liu, C., Hu, H., Gao, Y., and Cai, R. (2020). The two-echelon open location routing problem based on low carbon perspective - Fuel vehicles vs. electric vehicles. *Xitong Gongcheng Lilun yu Shijian/System Engineering Theory and Practice*, 40(12), 3230-3242. doi:10.12011/SETP2019-0533
- Hu, W., Dong, J., Hwang, B.-g., Ren, R., and Chen, Z. (2020). Hybrid optimization procedures applying for two-echelon urban underground logistics network planning: A case study of Beijing. *Computers & Industrial Engineering*, 144, 106452. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106452>
- Huang, S.-H. (2015). Solving the multi-compartment capacitated location routing problem with pickup-delivery routes and stochastic demands. *Computers & Industrial Engineering*, 87, 104-113. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.05.008>
- Huang, Y., Savelsbergh, M., and Zhao, L. (2018). Designing logistics systems for home delivery in densely populated urban areas. *Transportation Research Part B: Methodological*, 115, 95-125. doi:10.1016/j.trb.2018.07.006
- Jamshidnejad, A., Papamichail, I., Papageorgiou, M., and De Schutter, B. (2017). A mesoscopic integrated urban traffic flow-emission model. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 75, 45-83. doi:<https://doi.org/10.1016/j.trc.2016.11.024>

- Jayarathna, C., Agdas, D., Dawes, L., and Yigitcanlar, T. (2021). Multi-Objective Optimization for Sustainable Supply Chain and Logistics: A Review. *Sustainability*, 13. doi:10.3390/su132413617
- Ji, S., Tang, J., Sun, M., and Luo, R. (2022). Multi-objective optimization for a combined location-routing-inventory system considering carbon-capped differences. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 18(3), 1949-1977. doi:10.3934/jimo.2021051
- Jia, S., Deng, L., Zhao, Q., and Chen, Y. (2022). An adaptive large neighborhood search heuristic for multi-commodity two-echelon vehicle routing problem with satellite synchronization. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 19(2), 1187-1210. doi:doi:10.3934/jimo.2021225
- Jiao, Y., Wang, D., and Li, C. (2013). City Logistics Network Design and Optimization Under the Environment of Electronic Commerce. In W. E. Wong & T. Ma (Eds.), *Emerging Technologies for Information Systems, Computing, and Management* (pp. 1295-1304): Springer New York.
- Jin Xin, C., Wang, X., and Gao, J. (2021). A two-echelon location-routing problem for biomass logistics systems. *Biosystems Engineering*, 202, 106-118. doi:<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.12.007>
- Koç, Ç., Bektaş, T., Jabali, O., and Laporte, G. (2016). The impact of depot location, fleet composition and routing on emissions in city logistics. *Transportation Research Part B: Methodological*, 84, 81-102. doi:<https://doi.org/10.1016/j.trb.2015.12.010>
- Laporte, G., Nobert, Y., and Arpin, D. (1986). An exact algorithm for solving a capacitated location-routing problem. *Annals of Operations Research*, 6(9), 291-310. doi:10.1007/BF02023807
- Li, H., Liu, Y., Chen, K., and Lin, Q. (2020a). The two-echelon city logistics system with on-street satellites. *Computers & Industrial Engineering*, 139, 105577. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.12.024>
- Li, H., Liu, Y., Jian, X., and Lu, Y. (2018). The two-echelon distribution system considering the real-time transshipment capacity varying. *Transportation Research Part B: Methodological*, 110, 239-260. doi:<https://doi.org/10.1016/j.trb.2018.02.015>
- Li, H., Wang, H., Chen, J., and Bai, M. (2020b). Two-echelon vehicle routing problem with time windows and mobile satellites. *Transportation Research Part B: Methodological*, 138, 179-201. doi:<https://doi.org/10.1016/j.trb.2020.05.010>

- Li, H., Wang, H., Chen, J., and Bai, M. (2021). Two-echelon vehicle routing problem with satellite bi-synchronization. *European Journal of Operational Research*, 288(3), 775-793. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.06.019>
- Li, H., Yuan, J., Lv, T., and Chang, X. (2016a). The two-echelon time-constrained vehicle routing problem in linehaul-delivery systems considering carbon dioxide emissions. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 49, 231-245. doi:<https://doi.org/10.1016/j.trd.2016.10.002>
- Li, H., Zhang, L., Lv, T., and Chang, X. (2016b). The two-echelon time-constrained vehicle routing problem in linehaul-delivery systems. *Transportation Research Part B: Methodological*, 94, 169-188. doi:<https://doi.org/10.1016/j.trb.2016.09.012>
- Li, H., Zhao, J., and Zhan, Z. (2022). Truck and Unmanned Vehicle Routing Problem with Time Windows: A Satellite Synchronization Perspective. *Journal of Advanced Transportation*, 2022, 6599089. doi:10.1155/2022/6599089
- Li, S., Wang, Z., Wang, X., Zhang, D., and Liu, Y. (2019). Integrated optimization model of a biomass feedstock delivery problem with carbon emissions constraints and split loads. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106013. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106013>
- Lin, C., Choy, K. L., Ho, G. T. S., Chung, S. H., and Lam, H. Y. (2014). Survey of Green Vehicle Routing Problem: Past and future trends. *Expert Systems with Applications*, 41(4, Part 1), 1118-1138. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.07.107>
- Lion Electric. (2023). All-electric class 5 to 8 urban trucks: Technical Specifications. In.
- Liu, D., Deng, Z., Zhang, W., Wang, Y., and Kaisar, E. I. (2021). Design of sustainable urban electronic grocery distribution network. *Alexandria Engineering Journal*, 60(1), 145-157. doi:10.1016/j.aej.2020.06.051
- Lv, C., Zhang, C., Ren, Y., and Meng, L. (2022). A fuzzy correlation based heuristic for Dual-mode integrated Location routing problem. *Computers and Operations Research*, 146. doi:10.1016/j.cor.2022.105923
- Marques, G., Sadykov, R., Dupas, R., and Deschamps, J.-C. (2022). A Branch-Cut-and-Price Approach for the Single-Trip and Multi-Trip Two-Echelon Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Transportation Science*, 56(6), 1598-1617. doi:10.1287/trsc.2022.1136
- Martinez-Salazar, I. A., Molina, J., Angel-Bello, F., Gomez, T., and Caballero, R. (2014). Solving a bi-objective transportation location routing problem by metaheuristic algorithms. *European Journal of Operational Research*, 234(1), 25-36. doi:10.1016/j.ejor.2013.09.008

- Masimli, A. (2023). Shapley Value for Shortest Path Routing in Dynamic Networks. In *Preprints: Preprints*.
- Masson, R., Trentini, A., Lehuédé, F., Malhéné, N., Péton, O., and Tlahig, H. (2017). Optimization of a city logistics transportation system with mixed passengers and goods. *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 6(1), 81-109. doi:<https://doi.org/10.1007/s13676-015-0085-5>
- Mavrotas, G. (2009). Effective implementation of the ε -constraint method in Multi-Objective Mathematical Programming problems. *Applied Mathematics and Computation*, 213(2), 455-465. doi:<https://doi.org/10.1016/j.amc.2009.03.037>
- MELCCFP. (2023). *GES 1990-2021 Inventaire québécois des émissions de gaz à effet de serre en 2021 et leur évolution depuis 1990*. Retrieved from <https://www.environnement.gouv.qc.ca/changements/ges/2021/inventaire-ges-1990-2021.pdf>
- Mirhedayatian, S. M., Crainic, T. G., Guajardo, M., and Wallace, S. W. (2021). A two-echelon location-routing problem with synchronisation. *Journal of the Operational Research Society*, 72(1), 145-160. doi:10.1080/01605682.2019.1650625
- Mohebban-azad, E., Abtahi, A. R., and Yousefi-zenouz, R. (2022). A reliable location-inventory-routing three-echelon supply chain network under disruption risks. *Journal of Modelling in Management*, 17(2), 601-632. doi:10.1108/JM2-02-2020-0052
- Moshref-Javadi, M., Hemmati, A., and Winkenbach, M. (2021). A comparative analysis of synchronized truck-and-drone delivery models. *Computers & Industrial Engineering*, 162, 107648. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107648>
- Motowheeler. (2023a). Volvo Trucks. Retrieved from <https://motowheeler.com/ca/truck/volvo/>
- Motowheeler. (2023b). New Electric Truck In Canada , Price, Specs, And Features. Retrieved from <https://motowheeler.com/ca/electric-truck/>
- Natural Resources Canada. (2014). *Learn the facts: Emissions from your vehicle*. Retrieved from https://www.nrcan.gc.ca/sites/nrcan/files/oeo/pdf/transportation/fuel-efficient-technologies/autosmart_factsheet_9_e.pdf
- Nedjati, A., Izbirak, G., and Arkat, J. (2017). Bi-objective covering tour location routing problem with replenishment at intermediate depots: Formulation and meta-heuristics. *Computers & Industrial Engineering*, 110, 191-206. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.06.004>

- Nguyen, P. K., Crainic, T. G., and Toulouse, M. (2015). Multi-trip pickup and delivery problem with time windows and synchronization. *Annals of Operations Research*, 253(2), 899-934. doi:10.1007/s10479-015-2001-7
- OECD. (2003). *Delivering the Goods: 21st Century Challenges to Urban Goods Transport*. Retrieved from <https://www.itf-oecd.org/sites/default/files/docs/03deliveringgoods.pdf>
- OECD. (2015). *The Metropolitan Century : Understanding Urbanisation and its Consequences*. Retrieved from oecd-ilibrary.org/fr/the-metropolitan-century_5js7rgpm8npx.pdf?itemId=%2Fcontent%2Fpublication%2F9789264228733-en&mimeType=pdf
- Ouhader, H., and El Kyal, M. (2017). Combining Facility Location and Routing Decisions in Sustainable Urban Freight Distribution under Horizontal Collaboration: How Can Shippers Be Benefited? *Mathematical Problems in Engineering*, 2017, 8687515. doi:10.1155/2017/8687515
- Perboli, G., Tadei, R., and Vigo, D. (2011). The Two-Echelon Capacitated Vehicle Routing Problem: Models and Math-Based Heuristics. *Transportation Science*, 45(3), 364-380. doi:10.1287/trsc.1110.0368
- Pichka, K., Bajgirani, A. H., Petering, M. E. H., Jang, J., and Yue, X. (2018). The two echelon open location routing problem: Mathematical model and hybrid heuristic. *Computers & Industrial Engineering*, 121, 97-112. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.05.010>
- Pitakaso, R., Sethanan, K., and Theeraviriya, C. (2020). Variable neighborhood strategy adaptive search for solving green 2-echelon location routing problem. *Computers and Electronics in Agriculture*, 173. doi:10.1016/j.compag.2020.105406
- Prodhon, C., and Prins, C. (2014). A survey of recent research on location-routing problems. *European Journal of Operational Research*, 238(1), 1-17. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.01.005>
- Quak, H. (2008). *Sustainability of urban freight transport: Retail distribution and local regulations in cities*.
- Quak, H., and De Koster, R. (2009). Delivering Goods in Urban Areas: How to Deal with Urban Policy Restrictions and the Environment. *Transportation Science*, 43, 211-227. doi:10.1287/trsc.1080.0235
- Quak, H., and Tavasszy, L. (2011). Customized Solutions for Sustainable City Logistics: The Viability of Urban Freight Consolidation Centres. In J. A. E. E. van Nunen, P. Huijbregts, & P. Rietveld (Eds.), *Transitions Towards Sustainable Mobility: New*

Solutions and Approaches for Sustainable Transport Systems (pp. 213-233). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

- Rabbani, M., Mokarrari, K. R., and Akbarian-saravi, N. (2021). A multi-objective location inventory routing problem with pricing decisions in a sustainable waste management system. *Sustainable Cities and Society*, 75. doi:10.1016/j.scs.2021.103319
- Rabbani, M., Navazi, F., Farrokhi-Asl, H., and Balali, M. H. (2017). A sustainable transportation-location-routing problem with soft time windows for distribution systems. *Uncertain Supply Chain Management*, 6, 229-254. doi:10.5267/j.uscm.2017.12.002
- Rahmani, Y., Ramdane Cherif-Khettaf, W., and Oulamara, A. (2015). The Two-Echelon Multi-products Location-Routing problem with Pickup and Delivery: Formulation and heuristic approaches. *International Journal of Production Research*, 54, 1-21. doi:10.1080/00207543.2015.1040127
- Rodriguez-Melquiades, J., Lujan, E., and Segura, F. G. (2021). *Sustainable Optimization Model for Routing the Process of Distribution of Products, Pickup and Transport of Waste in the Context of Urban Logistics*. Paper presented at the 21st International Conference on Computational Science and Its Applications, ICCSA 2021, September 13, 2021 - September 16, 2021, Virtual, Online.
- Salhi, S., and Rand, G. K. (1989). The effect of ignoring routes when locating depots. *European Journal of Operational Research*, 39(2), 150-156. doi:[https://doi.org/10.1016/0377-2217\(89\)90188-4](https://doi.org/10.1016/0377-2217(89)90188-4)
- Saragih, N. I., Bahagia, S. N., Suprayogi, and Syabri, I. (2019). A heuristic method for location-inventory-routing problem in a three-echelon supply chain system. *Computers & Industrial Engineering*, 127, 875-886. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.11.026>
- Savelsbergh, M., and Van Woensel, T. (2016). 50th Anniversary Invited Article—City Logistics: Challenges and Opportunities. *Transportation Science*, 50(2), 579-590. doi:10.1287/trsc.2016.0675
- Schneider, M., and Drexl, M. (2017). A survey of the standard location-routing problem. *Annals of Operations Research*, 259(1), 389-414. doi:10.1007/s10479-017-2509-0
- Snoeck, A., and Winkenbach, M. (2020). The value of physical distribution flexibility in serving dense and uncertain urban markets. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 136, 151-177.
- Song, L., and Wu, Z. (2023). An integrated approach for optimizing location-inventory and location-inventory-routing problem for perishable products. *International Journal of*

Transportation Science and Technology, 12(1), 148-172.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijtst.2022.02.002>

Sun, L., Rangarajan, A., Karwan, M. H., and Pinto, J. M. (2015). Transportation cost allocation on a fixed route. *Computers & Industrial Engineering*, 83, 61-73.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.02.004>

Tang, J., Ji, S., and Jiang, L. (2016). The Design of a Sustainable Location-Routing-Inventory Model Considering Consumer Environmental Behavior. *Sustainability*, 8(3). Retrieved from doi:10.3390/su8030211

Tang, X., He, J., and Zhang, H. (2023). Two-Echelon Location Routing Problem Considering Carbon Emissions and Its Algorithm. *Xinan Jiaotong Daxue Xuebao/Journal of Southwest Jiaotong University*, 58(5), 1110-1116 and 1125. doi:10.3969/j.issn.0258-2724.20210773

Taniguchi, E., Thompson, R. G., and Yamada, T. (2003). Predicting the effects of city logistics schemes. *Transport Reviews*, 23(4), 489-515. doi:10.1080/01441640210163999

Taniguchi, E., Thompson, R. G., and Yamada, T. (2014). Recent Trends and Innovations in Modelling City Logistics. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 125, 4-14.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.01.1451>

Taniguchi, E., Thompson, R. G., and Yamada, T. (2016). New Opportunities and Challenges for City Logistics. *Transportation Research Procedia*, 12, 5-13.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.02.004>

Taniguchi, E., Thompson, R. G., Yamada, T., and van Duin, R. (2001). *City logistics : network modelling and intelligent transport systems*

In Retrieved from <https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&scope=site&db=nlebk&db=nlabk&AN=91121>

Tian, X.-D., and Hu, Z.-H. (2022). *A Branch-and-Price Method for a Two-Echelon Location Routing Problem with Recommended Satellites*. SSRN. SSRN.

Truck News. (2023). Linde Canada bringing LNG-powered Volvo FH to Canada for pilot project. Retrieved from <https://www.trucknews.com/sustainability/linde-canada-bringing-lng-powered-volvo-fh-to-canada-for-pilot-project/1003177549/>

UNFCCC. (2022). *Japan. 2022 National Inventory Report (NIR)*. Retrieved from

United Nations. (2019). *World Urbanization Prospects : The 2018 Revision (ST/ESA/SER.A/420)*. Retrieved from <https://population.un.org/wup/publications/Files/WUP2018-Report.pdf>

- Validi, S., Bhattacharya, A., and Byrne, P. J. (2020). Sustainable distribution system design: a two-phase DoE-guided meta-heuristic solution approach for a three-echelon bi-objective AHP-integrated location-routing model. *Annals of Operations Research*, 290(1), 191-222. doi:10.1007/s10479-018-2887-y
- Validi, S., Bhattacharya, A., and Byrne, P. J. (2021). An evaluation of three DoE-guided meta-heuristic-based solution methods for a three-echelon sustainable distribution network. *Annals of Operations Research*, 296(1-2), 421-469. doi:10.1007/s10479-020-03746-x
- Van Duin, J. h. r., Kortmann, R., and Boogaard, S. L. (2014). City logistics through the canals? A simulation study on freight waterborne transport in the inner-city of Amsterdam. *International Journal of Urban Sciences*, 18, 186-200. doi:10.1080/12265934.2014.929021
- Vidal, T. (2022). Hybrid genetic search for the CVRP: Open-source implementation and SWAP* neighborhood. *Computers & Operations Research*, 140, 105643. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105643>
- Visser, J., Nemoto, T., and Browne, M. (2014). Home Delivery and the Impacts on Urban Freight Transport: A Review. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 125, 15-27. doi:<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.01.1452>
- Volvo Trucks. (2018). *Emissions from Volvo's trucks*. Retrieved from https://www.volvotrucks.com/content/dam/volvo-trucks/markets/global/our-values/environmental-care/our-trucks/Emis_eng_10110_14001.pdf
- Wang, F., Lai, X., and Shi, N. (2011). A multi-objective optimization for green supply chain network design. *Decision support systems*, 51(2), 262-269.
- Wang, Y., Assogba, K., Liu, Y., Ma, X., Xu, M., and Wang, Y. (2018). Two-echelon location-routing optimization with time windows based on customer clustering. *Expert Systems with Applications*, 104, 244-260. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.03.018>
- Wang, Y., Li, Q., Guan, X., Xu, M., Liu, Y., and Wang, H. (2021a). Two-echelon collaborative multi-depot multi-period vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*, 167. doi:10.1016/j.eswa.2020.114201
- Wang, Y., Sun, Y., Guan, X., Fan, J., Xu, M., and Wang, H. (2021b). Two-echelon multi-period location routing problem with shared transportation resource. *Knowledge-Based Systems*, 226, 259-280. doi:10.1016/j.knosys.2021.107168
- Wang, Y., Sun, Y., Guan, X., and Guo, Y. (2021c). Two-Echelon Location-Routing Problem with Time Windows and Transportation Resource Sharing. *Journal of Advanced Transportation*, 2021. doi:10.1155/2021/8280686

- Winkenbach, M., Kleindorfer, P. R., and Spinler, S. (2015). Enabling Urban Logistics Services at La Poste through Multi-Echelon Location-Routing. *Transportation Science*, 50(2), 520-540. doi:10.1287/trsc.2015.0624
- Wright, L. A., Kemp, S., and Williams, I. (2011). 'Carbon footprinting': towards a universally accepted definition. *Carbon Management*, 2(1), 61-72. doi:10.4155/cmt.10.39
- Wu, W., Zhou, W., Lin, Y., Xie, Y., and Jin, W. (2021). A hybrid metaheuristic algorithm for location inventory routing problem with time windows and fuel consumption. *Expert Systems with Applications*, 166. doi:10.1016/j.eswa.2020.114034
- Xu, X., Liu, W., Jiang, M., and Lin, Z. (2022). A multi-cycle and multi-echelon location-routing problem for integrated reverse logistics. *Industrial Management and Data Systems*, 122(10), 2237-2260. doi:10.1108/IMDS-01-2022-0015
- Yang, X., Dejax, P., and Bostel, N. (2020). *A Model of Assessment and Minimization of CO 2 Emissions for Green Hub Location-Routing Problem*. Paper presented at the 2020 Management Science Informatization and Economic Innovation Development Conference (MSIEID).
- Yiyi, X., Ben Abdelaziz, F., Sahnoun, M., and Louis, A. (2021). *A Two-Echelon Location Routing Problem for Bio-Waste Transportation*. Paper presented at the 2021 1st International Conference On Cyber Management And Engineering (CyMaEn), 26-28 May 2021, Piscataway, NJ, USA.
- Yu, V. F., Normasari, N. M. E., and Chen, W.-H. (2021). Location-routing problem with time-dependent demands. *Computers & Industrial Engineering*, 151, 106936. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106936>
- Yu, X., Zhou, Y., and Liu, X.-F. (2020). The two-echelon multi-objective location routing problem inspired by realistic waste collection applications: The composable model and a metaheuristic algorithm. *Applied Soft Computing Journal*, 94. doi:10.1016/j.asoc.2020.106477
- Zhang, C., Zhao, Y., and Leng, L. (2019). A Hyper Heuristic Algorithm to Solve the Low-Carbon Location Routing Problem. *Algorithms*, 12. doi:10.3390/a12070129
- Zhao, Q., Wang, W., and De Souza, R. (2018). A heterogeneous fleet two-echelon capacitated location-routing model for joint delivery arising in city logistics. *International Journal of Production Research*, 56(15), 5062-5080. doi:10.1080/00207543.2017.1401235

