

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE  
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

THÈSE PAR ARTICLES PRÉSENTÉE À  
L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE  
À L'OBTENTION DU  
DOCTORAT EN GÉNIE  
Ph. D.

PAR  
René KAMGUEM

INSPECTION AUTOMATIQUE ET SANS CONTACT  
DE LA RUGOSITÉ DES PIÈCES USINÉES

MONTRÉAL, LE 22 MAI 2013

©Tous droits réservés, René Kamguem, 2013

©Tous droits réservés

Cette licence signifie qu'il est interdit de reproduire, d'enregistrer ou de diffuser en tout ou en partie, le présent document. Le lecteur qui désire imprimer ou conserver sur un autre media une partie importante de ce document, doit obligatoirement en demander l'autorisation à l'auteur.

**PRÉSENTATION DU JURY**

CETTE THÈSE A ÉTÉ ÉVALUÉE

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Victor Songmene, directeur de thèse  
Département de Génie Mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Souheil-Antoine Tahan, codirecteur de thèse  
Département de Génie Mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Mohamed Cheriet, président du jury  
Département de Génie de la production automatisée à l'École de technologie supérieure

M. Jean-François Chatelain, membre du jury  
Département de Génie Mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Marek Balazinski, examinateur externe  
Département de Génie Mécanique à l'École Polytechnique de Montréal

M. Sofiane Achiche, examinateur externe indépendant  
Département de Génie Mécanique à l'École Polytechnique de Montréal

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

LE 24 AVRIL 2013

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE



## **REMERCIEMENTS**

Naturellement, je voudrais commencer par remercier mes directeurs de thèse : M. Victor Songmene et M. Antoine Souheil Tahan, tous deux professeurs au département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure, pour la confiance, la patience et l'aide qu'ils m'ont accordé au cours de cette longue expérience. Les conseils constructifs, les suggestions, les corrections et les solutions qu'ils m'ont procurées m'ont permis de m'améliorer de jour en jour. Je leur témoigne ma reconnaissance aussi pour de nombreuses discussions que nous avons eues ensemble, la pertinence scientifique de leurs remarques, le temps qu'ils ont bien voulu me consacrer ainsi que la flexibilité et la liberté nécessaires pour mener à bien ce projet.

Je remercie les membres du jury pour l'honneur qu'ils m'ont fait en s'impliquant dans le processus d'évaluation en tant qu'examineurs et d'avoir ainsi partagé une partie de leur savoir.

J'aimerai également remercier tous ceux qui m'ont supporté au long de cette thèse, que ce soit en pensée ou en action, je pense aux techniciens du département pour m'avoir aidé dans la réalisation de mes essais, aux collègues du laboratoire LIPPS avec qui nous avons entretenu une agréable ambiance de travail, le personnel de l'École pour leur aide et collaboration.

Je ne peux passer sous silence le support moral de ma famille, principalement de ma mère Ngonghou Justine, ainsi que de mes frères et sœurs, oncles et tantes, qui malgré la distance ont su m'encourager tout au long de mes études, et qui ont nourri en moi cette soif de savoir qui me pousse constamment à me perfectionner. Je vous remercie car sans vous, la réalisation de cette thèse aurait tout simplement été impossible, je vous aime infiniment.

Je remercie tous mes amis pour m'avoir offert des moments de détente au cours de ces longues années d'endurance. Je remercie tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la finalisation de cette thèse.

Enfin et non la moindre, je tiens principalement à remercier mon fils Kamguem Manuel Audric Djomo, pour l'amour qu'il porte en moi et pour l'inspiration qu'il m'a toujours donné.

# **INSPECTION AUTOMATIQUE ET SANS CONTACT DE LA RUGOSITÉ DES PIÈCES USINÉES**

René KAMGUEM

## **RÉSUMÉ**

Dans le domaine mécanique, la qualité de surface (rugosité et texture) est un requis qualité très important pour les pièces. Spécialement dans des secteurs tel que l'aéronautique et l'automobile, ce requis est critique pour la fiabilité en fatigue. En effet, l'amorce des fissures est directement liée à la qualité de surface. La mesure de la rugosité se fait généralement dans un poste de métrologie '*off line*' avec des instruments et des techniques très variés et qui consomment généralement beaucoup de ressources (temps, opérateurs et équipement). Les systèmes de mesure sans contact (ex. crayon confocal) proposés aujourd'hui dans le secteur sont, non seulement sont très couteux, mais aussi très encombrant pour une utilisation dans un poste d'usinage. L'objectif principal de cette thèse est de développer des stratégies pour évaluer la rugosité de surface automatiquement, sans contact et qui peuvent être intégrées directement dans un centre d'usinage. Ces stratégies doivent se baser sur des algorithmes et des modèles empiriques permettant d'estimer, avec une précision acceptable, la qualité du fini des pièces usinées.

Dans la première partie de ce travail, on s'est attardé sur le développement d'un modèle d'estimation de la rugosité en fraisage à partir de paramètres issus d'un système de vision 2D. Aux termes des travaux préliminaires, nous avons constaté que parmi les modèles prédictifs disponibles dans la littérature aucun ne semble être adapté à l'usinage à grande vitesse; ils sous-estiment la rugosité arithmétique ( $R_a$ ) par rapport aux mesures expérimentales. Compte tenu de ces informations, nous avons mis en place et validé un modèle empirique qui permet une évaluation de la rugosité arithmétique  $R_a$  à partir d'une image captée par une caméra et de la connaissance *à priori* du paramètre d'usinage '*avance par dent*'. Ce modèle prend également en compte le type de matériau usiné et l'outil de coupe utilisé (revêtements et géométrie). Nous avons démontré que les autres paramètres d'amplitude du profil ( $R_z$ ,  $R_t$ ,  $R_k$ ,  $R_q$ ) ainsi que le paramètre espace  $R_{sm}$  peuvent être également estimée à l'aide de modèles similaires.

La critique la plus importante aux modèles proposés par nos premiers travaux a été la nécessité d'introduire un paramètre propre à l'usinage : *l'avance par dent*. Idéalement, un système de mesure devrait être indépendant. Pour contourner cette contrainte, la suite de nos travaux a été orientée vers le développement d'un système de vision complètement indépendant des connaissances des paramètres d'usinage. Uniquement la connaissance préalable du matériau usiné est maintenue. La seconde partie de nos travaux présente le développement de nouveaux descripteurs issus de l'image de la surface usinée prise avec un microscope digital. Le but est d'implémenter un système de post-traitement ayant le potentiel d'évaluer, rapidement et sans contact, la rugosité de surface des pièces usinées. L'étude a montré également que d'autres paramètres de rugosité ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_p$ ,  $R_t$  et  $R_z$ ) peuvent être

estimé en utilisant uniquement les caractéristiques extraites des images et des modèles sans avoir besoin de connaître les paramètres d'usinage utilisés pour générer la surface.

**Mots clés :** Rugosité de surface, système de vision, aluminium, tournage, fraisage, plan d'expérience, transformée en ondelette 2D.

# NON-CONTACT AND AUTOMATIC INSPECTION OF MACHINED PARTS SURFACE ROUGHNESS

René KAMGUEM

## ABSTRACT

In mechanical engineering, the parts surface quality (roughness and texture) is a very important quality requirement. Especially in sectors such as aerospace and automotive, this requirement is critical because of its impact on component reliability and fatigue. Indeed, crack initiation is directly related to the surface quality. The roughness measurement is usually done '*off line*' in a post metrology center with instruments and techniques that generally consume a lot of resources (time, equipment and operators). Non-contact measurement systems (eg. confocal crayon) proposed today in the industry are not only very expensive but also very bulky for use in a machining station. The main goal of this thesis is to develop contactless strategies to evaluate the surface roughness automatically, which can be integrated directly into a machining center. These strategies must be based on empirical models and algorithms to estimate, with acceptable precision, the surface finish of machined parts.

The first part of this work focuses on the development of a roughness estimation model for milled parts derived from a 2D vision system. Under the preliminary work, we noted that predictive models available in literature are not always suitable for high-speed machining. They underestimate the arithmetic roughness ( $R_a$ ) compared to experimental measurements. Considering this information, we have developed and validated an empirical model that allows an evaluation of the arithmetic roughness  $R_a$  from an image captured by a camera and *a priori* knowledge of machining parameter '*feed per tooth*'. This model also takes into consideration the type of material machined and the cutting tool used (coatings and geometry). It was demonstrated that other roughness parameters such as amplitude profile parameters ( $R_z$ ,  $R_t$ ,  $R_k$ ,  $R_q$ ) and the spacing parameter  $R_{sm}$  may also be estimated using similar models.

The main disadvantage of the proposed models in our first work was the necessity to know a specific machining parameter used to shape the surface: the *feed per tooth*. To overcome this limitation, a new system vision and models completely independent of the machining parameters were developed. Only prior knowledge of the machined material is maintained. The second part of our work presents the development of new descriptors from the image of the machined surface taken with a digital microscope. The goal is to implement a system of post-treatment having the potential to assess quickly and contactless, the surface roughness of the machined parts. The study has also shown that other roughness parameters ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_p$ ,  $R_t$  and  $R_z$ ) may be estimated using only features extracted from images and models without needing to know the machining parameters used for generate the surface.

**Keywords:** surface roughness, vision system, aluminum, turning, milling, DOE, 2D wavelet transform.



## TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION .....	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE .....	7
1.1 Introduction.....	7
1.2 Facteurs influençant l'état de surface .....	7
1.2.1 Facteurs liés à l'outil de coupe.....	8
1.2.2 Influence des paramètres de coupe .....	11
1.3 Paramètres de rugosité en relation avec la fonctionnalité des pièces .....	14
1.3.1 Impact du profil de rugosité surface sur l'indice de rugosité Ra .....	15
1.3.2 Définition du fini de surface en fonction de la fonctionnalité des pièces .	17
1.4 Techniques de caractérisation de la rugosité de surface .....	21
1.4.1 Microscopie à champ proche .....	21
1.4.2 Microscopie électronique à balayage (MEB) .....	26
1.4.3 Techniques optiques.....	27
1.4.4 Conclusion .....	33
1.5 Mesure en ligne de la rugosité .....	35
1.5.1 Analyse du niveau de gris de l'image numérique obtenue directement ...	36
1.5.2 Analyse de l'image obtenue indirectement: technique du speckle .....	39
1.6 Contributions, méthodologie et organisation de la thèse .....	41
1.7 Conclusion .....	42
CHAPITRE 2 VISION-BASED SURFACE ROUGHNESS INSPECTION OF MACHINED ALUMINUM PARTS.....	45
2.1 Introduction.....	46
2.2 Experimental setup.....	48
2.3 Parameters affecting the roughness measured using the Stylus.....	53
2.4 Vision-based quality control of machined surface.....	56
2.4.1 Modelling of equations of prediction of surface finish by vision ( $R_a$ ) <sub>v</sub> .....	61
2.4.2 Roughness prediction equations from regression between $R_{im}$ and f .....	63
2.5 Conclusion .....	67
CHAPITRE 3 EVALUATION OF MACHINED PART SURFACE ROUGHNESS USING IMAGE TEXTURE GRADIENT FACTOR .....	69
3.1 Introduction.....	70
3.2 Experimental protocol.....	72
3.2.1 Sample preparation .....	72
3.2.2 Roughness measuring equipment .....	73
3.2.3 Image capture .....	73
3.3 Extraction of texture features.....	76
3.3.1 Gradient factor of surface .....	76
3.3.2 Average Texture Cycle .....	79

3.4	3.3.3	Average arithmetic of gray level ( $G_a$ ).....	80
3.4	Results and discussion .....	.....	81
	3.4.1	Analysis of the correlation between $R_a$ measured with stylus and image characteristics.....	81
	3.4.2	Estimation of roughness.....	82
3.5	Conclusions.....	.....	88
 <b>CHAPITRE 4 SURFACE ROUGHNESS ESTIMATED OF TURNED PARTS FROM OPTICAL MEASUREMENT AND WAVELET DECOMPOSITION....91</b>			
4.1	Introduction.....	.....	92
4.2	Experimental protocol.....	.....	95
	4.2.1	Sample Preparation .....	95
	4.2.2	Measuring equipment.....	97
	4.2.3	Capture of surface image .....	98
	4.2.4	Wavelet transformed.....	98
4.3	Extracting texture features .....	.....	100
	4.3.1	Factor of the surface elevation or gradient factor of surface .....	100
	4.3.2	Average of texture cycle .....	101
	4.3.3	Energy of the wavelet transform.....	102
	4.3.4	Statistical features of the wavelet transform .....	103
4.4	Result and discussion.....	.....	105
	4.4.1	Estimation of roughness with a neural network method.....	106
	4.4.2	Result and discussion.....	108
4.5	Conclusion .....	.....	119
 <b>APPORTE ET RECOMMANDATIONS .....</b> 121			
 <b>CONCLUSION .....</b> 127			
 <b>BIBLIOGRAPHIE .....</b> 129			

## LISTE DES TABLEAUX

	Page	
Table 1.1	Relation entre les paramètres d'états de surface liés aux motifs et la fonction d'une surface (adapté de BS EN ISO 12085 1997) .....	16
Table 1.2	Définition des paramètres liés à la courbe de portance.....	19
Table 1.3	Visualisation de la surface mesurée par rapport au kurtosis et au skewness.....	20
Table 2.1	Characteristics of workpiece materials samples .....	49
Table 2.2	Characteristics of cutting tools.....	49
Table 2.3	Range of variation factors and their levels .....	51
Table 2.4	Summary of empirical equations for the vision parameter .....	60
Table 2.5	Simplified vision parameter predictive equations.....	65
Table 3.1	Cutting conditions used for the machining of samples and roughness values (measured with stylus).....	73
Table 3.2	Coefficient of correlation between the characteristics and .....	82
Table 3.3	Comparison between measured and estimated values (Eq 12-14).....	84
Table 3.4	All the models developed for other roughness parameters .....	86
Table 3.5	Comparison between the measured value and the value estimated by vision of three samples for the parameters Rq and Rz .....	87
Table 4.1	Information about material of different samples. ....	96
Table 4.2.	Cutting conditions used for the machining of the samples and roughness values .....	96
Table 4.3.	System test data from the three samples .....	108
Table 4.4	Comparison between the measured value and the estimated value .....	110
Table 4.5	Comparison between the measured value and the estimated value .....	111
Table 4.6	Comparison between the measured value and the estimated value .....	112
Table 4.7	Comparison between the measured value and the estimated value .....	113

Table 4.8	Comparison between the measured value and the estimated value .....	114
Table 4.9	Pearson's correlation coefficients between the measured value and .....	115

## LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Défauts de surface.....8
Figure 1.2	Topographie de surface obtenue en tournage et son profil théorique associé (adapté de (Grzesik et Zak, 2012)).....9
Figure 1.3	Exemple d'évolution de la rugosité totale en fonction .....9
Figure 1.4	Impact de l'effet du rayon du bec sur l'implémentation.....10
Figure 1.5	Exemple d'évolution de la rugosité totale en fonction .....11
Figure 1.6	Variation de la température d'usinage en fraisage haute vitesse. ....14
Figure 1.7	Fini de surface.....16
Figure 1.8	Variation entre le profil et la valeur de la rugosité arithmétique $R_a$ . .....18
Figure 1.9	Paramètres $R_{pk}$ et $R_{vk}$ (ISO.13565-2, 1998).....19
Figure 1.10	Le courant tunnel, dans un système STM : (a) localisé au bout de la pointe, Principe de fonctionnement : (b) à courant constant, (c) à hauteur constante. .....22
Figure 1.11	Schéma de principe d'un AFM.....24
Figure 1.12	Microscope électronique à balayage de l'ÉTS.....27
Figure 1.13	Principe de la microscopie confocale. .....28
Figure 1.14	Principe de l'ellipsomètre à modulation de phase (adapté de (Benatmane, 2002)) .....30
Figure 1.15	Ellipsomètre ( <a href="http://fr.wikipedia.org/wiki/Ellipsom%C3%A9trie">http://fr.wikipedia.org/wiki/Ellipsom%C3%A9trie</a> ). .....31
Figure 1.16	Principe du rugosimètre interférométrique. .....33
Figure 1.17	Domaines d'utilisation et limites des procédés de mesure de rugosité.....34
Figure 1.18	Schéma de principe d'acquisition de l'image .....36
Figure 1.19	Image numérique et répartition du niveau de gris .....37
Figure 1.20	Schéma de principe d'acquisition de l'image par la technique de speckle.39

Figure 2.1	Experiment setup a) Schematic of the computer vision b) Roughness profilometer used in this study.....	50
Figure 2.2	Roughness measurement procedure and evaluation condition.....	51
Figure 2.3	Experimental data representation.....	52
Figure 2.4	Effect of machining parameters on roughness factors.....	54
Figure 2.5	Effect of machining parameters on roughness factors.....	55
Figure 2.6	Model determination principle.....	57
Figure 2.7	Effect of feed per tooth on the grey level value.....	59
Figure 2.8	Pareto and direct effects following transformation of vision factors.....	60
Figure 2.9	Comparison of experimental $R_a$ values with predicted values (Eq. 2.10) for each aluminum workpiece material and all tested tools.....	62
Figure 2.10	Comparison between the values measured with the Stylus, the vision-based values and theoretical models (Eqs. 2.10 and 2.11).....	63
Figure 2.11	Graph of adjusted $R_{im}$ model based on feed rate (f).....	64
Figure 2.12	Comparison between $R_a$ measured with the Stylus and the vision-based values .....	65
Figure 2.13	Variation between the different modes of estimation of roughness for 7075-T6 aluminum machined with a TiCN-coated tool .....	66
Figure 3.1	Geometry and mechanical properties of machined sample.....	72
Figure 3.2	Image taken using the microscope Keyence.....	74
Figure 3.3	Image with a 50X magnification of machined samples.....	74
Figure 3.4	Image with a 100X magnification of machined samples.....	75
Figure 3.5	Image with a 150X magnification of machined samples.....	75
Figure 3.6	Characteristics evaluated on the samples images .....	76
Figure 3.7	Example of processing the gradient factor of surface.....	78
Figure 3.8	Example of processing of the average texture cycle.....	79
Figure 3.9	Example of processing the Average arithmetic gray level .....	81

Figure 3.10	Relationships between the new characteristics of the texture developed ..	84
Figure 3.11	Comparison between measured and estimated values .....	86
Figure 3.12	Comparison between the measured value and the value estimated by the vision of all samples for the parameters Rq and Rz .....	87
Figure 3.13	Profiles of samples 2, 9 and 13 and their roughness parameters .....	88
Figure 4.1	Device for measuring roughness with.....	96
Figure 4.2	Experimental setup with CCD digital camera .....	97
Figure 4.3.	Decomposition of the image during a wavelet transforms. ....	100
Figure 4.4	Sample processing cycle using texture (Zhang et Zhou, 2010). ....	102
Figure 4.5	Extraction of image features. ....	105
Figure 4.6	Resolution scheme for aluminum alloys.....	106
Figure 4.7.	Neural network model used for the estimation of the surface roughness. ....	107
Figure 4.8	Comparison of results depending on the model used for the evaluation of Ra. ....	110
Figure 4.9	Comparison of results depending on the model used for the evaluation of Rq. ....	111
Figure 4.10	Comparison of results depending on the model used for the evaluation of Rp. ....	112
Figure 4.11	Comparison of results depending on the model used for the evaluation of Rz. ....	113
Figure 4.12	Comparison of results depending on the model used for the evaluation of Rt. ....	114
Figure 4.13	Comparison of results obtained after using the model parameters .....	115
Figure 4.14	Comparison of results after use of the brass model parameters Ra and Rt.....	116
Figure 4.15	Multi-resolution scheme materials.....	117
Figure 4.16	Comparison of results obtained with the cast for the evaluation of Ra. ..	117
Figure 4.17	Comparison of results obtained with brass for evaluating of Ra.....	118

Figure 4.18 Comparison of results of the proposed model ..... 118

## LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

$V_c$	Vitesse de coupe, m/min
$f$	Avance par dent, mm
$DOC$	Profondeur de passe de l'outil de coupe, mm
$R_a$	Écart moyen arithmétique du profil évalué, $\mu\text{m}$
$R_q$	Écart moyen quadratique du profil évalué, $\mu\text{m}$
$R_z$	Hauteur maximale du profil, $\mu\text{m}$
$R_t$	Hauteur totale du profil, $\mu\text{m}$
$R_p$	Hauteur maximale de saillie du profil, $\mu\text{m}$
$R_k$	Profondeur du profil écrêté, $\mu\text{m}$
$R_{pk}$	Hauteur des pics éliminés, $\mu\text{m}$
$R_{vk}$	Hauteur des creux éliminés, $\mu\text{m}$
$M_{r1}$	Taux de longueur portante
$M_{r2}$	Taux de longueur portante
$Rsm$	Largeur moyenne des éléments du profil, $\mu\text{m}$
$Rsk$	Facteur d'asymétrie du profil, $\mu\text{m}$
$Rku$	Facteur d'aplatissement du profil évalué, $\mu\text{m}$
$R\Delta q$	Pente quadratique moyenne du profil évalué
$Rmr$	Taux de longueur portante relatif
$r_\varepsilon$	Rayon de bec de l'outil, mm
$Z$	Nombre de dent de l'outil de coupe
$(R_a)_v$	Rugosité arithmétique moyenne obtenue par vision, $\mu\text{m}$
$R_{im}$	Paramètre de vision
$F_d$	Facteur de gradient de surface
$Ctm$	Cycle moyen de texture
$G_a$	Moyenne arithmétique du niveau de gris
$P_i$	Histogramme du niveau de gris de l'image
$\omega_0$	Estimateur des probabilités de classe 0

$\omega_1$	Estimateur des probabilités de classe 1
$\mu_0$	Estimateurs de la moyenne de la classe 0
$\mu_1$	Estimateurs de la moyenne de la classe 1
$\sigma_0^2$	Estimateurs des variances de classe individuelle 0
$\sigma_1^2$	Estimateurs des variances de classe individuelle 1
$\tau$	Coefficient de corrélation de Kendall

## INTRODUCTION

Le processus de fabrication, en particulier l’usinage, joue un rôle important sur la qualité et l’intégrité des surfaces réalisées. La complexification constante des systèmes de fabrication et la concurrence amènent les technologies d’usinage à se développer rapidement. Les machines deviennent de plus en plus rapides et puissantes dans le but d’obtenir des gains de productivité. Ce développement rapide des technologies d’usinage se fait en parallèle avec l’avancement informatique et les systèmes de contrôle numérique. La précision et la rapidité d’usinage des machines sont affectées par les paramètres de coupe, la géométrie des outils, le type de matériau usiné et par la rigidité structurale du centre d’usinage et des composants tel que spécifié par Altintas (2000). Également, l’obtention d’une pièce mécanique de qualité nécessite une maîtrise statistique du comportement des procédés. Cette maîtrise ne peut être obtenue qu’à travers un plan d’échantillonnage et des opérations d’inspection. Ces opérations d’inspection ont pour but de valider le degré de conformité des caractéristiques et des spécifications (géométrie, dimensions, état de surface, etc.) à un cahier de charge pré défini (tolérances).

L’inspection peut être faite en cours de fabrication : cela ne nécessite que quelques outils notamment les calibres et n’est que partielle en attendant de passer à l’inspection après fabrication. Elle peut aussi être faite après fabrication : ce qui nécessite généralement une machine à mesurer tridimensionnelle et une gamme d’inspection ou dans d’autres cas, des instruments de contrôle et de mesure classiques coûteux. Cependant, ces instruments de contrôle et de mesure peuvent induire des erreurs dans la manipulation (machines, opérateurs) et la mesure et surtout on leur reproche de diminuer la productivité. La mise en œuvre des stratégies de contrôle adaptatif dans les systèmes de fabrication a stimulé le développement de la mesure en ligne et des techniques de surveillance. Ces techniques procurent des temps de réponse très rapides. Par contre, elles nécessitent une vitesse d’acquisition et de traitement de données beaucoup plus élevée. Les signaux vibratoires et l’émission acoustique ont été largement utilisés pour la surveillance car la technologie des capteurs est facilement disponible. L’avènement des mesures par laser, des capteurs à semi-

conducteurs optiques et du système de traitement des images sur micro-ordinateur incite l'exploitation des technique de mesure sans contact afin d'obtenir une quantification cohérente et fiable de l'état de texture de la surface dans un but de contrôle de la qualité et, si nécessaire, pour implanter une politique de surveillance de l'état de la machine-outil.

L'état d'une surface usinée inclut généralement, en plus de l'erreur de forme et de profil (erreur type 1), les erreurs de forme du type 2 (ondulation), sa texture et sa rugosité. Cette dernière peut être quantifiée à travers un ou plusieurs indices tels que la rugosité arithmétique moyenne, la hauteur moyenne du profil, la profondeur maximale du profil, la largeur moyenne des éléments du profil, etc. Tandis que l'erreur du type 2 (ondulation) est la composante de grande longueur d'onde, la rugosité est la composante de courte longueur d'onde. Pour un procédé d'usinage donné, la signature de texture de surface est une combinaison de différentes composantes de différentes longueurs d'onde et d'amplitudes.

La rugosité joue un rôle primordial dans les attributs fonctionnels des pièces, les performances et les coûts de production ainsi que les propriétés mécaniques (résistance à la fatigue). Elle est le paramètre principal de caractérisation de la qualité d'une surface et est un indice d'assurance qualité pour le processus de fabrication.

Avant les années 90, les seuls instruments de mesure de la rugosité de surface des matériaux à une échelle micrométrique étaient les palpeurs mécaniques (du type stylet). Ils permettaient d'acquérir des profils de surface sur lesquels étaient quantifiés des écarts de rugosité (Michel, 1989). Aujourd'hui encore, la méthode directe en utilisant un stylus de mesure est la plus couramment utilisée pour estimer la rugosité dans les applications industrielles. Néanmoins, nombreux inconvénients inhérents à cette méthode existent parmi lesquels :

- i. l'intervention d'un expert pour choisir les profils les plus représentatifs de la surface, empêchant ainsi toute automatisation;
- ii. la méthode nécessite un contact physique direct avec la surface, ce qui limite la vitesse de mesure;
- iii. le profil réel des échantillons est fréquemment rayé par les pointes;

- iv. le profil de rugosité mesuré ne constitue pas une représentation parfaite du profil réel de la surface, il représente la convolution de la forme de la pointe et celle du relief. L'erreur commise dans les creux liée au rayon de courbure de la pointe (2 à 5 µm) et les problèmes rencontrés quand on travaille sur des surfaces ré-entranttes montrent bien cette limitation;
- v. la force d'appui de la pointe peut influencer le résultat d'une mesure de rugosité car, si cette force est insuffisante, le stylet peut difficilement suivre le profil superficiel tout en rebondissant sur des aspérités rapprochées. Si la force d'appui est trop grande, le stylet peut endommager la surface étudiée et dans certains cas on risque de casser la pointe.

L'objectif principal de ce travail de recherche est de développer des stratégies pour inspecter la rugosité de surface automatiquement et sans contact pouvant être implanté directement au centre d'usinage. Ces stratégies devront se baser sur des algorithmes et des modèles permettant d'estimer avec une précision acceptable la qualité du fini des pièces usinées. Idéalement, la stratégie devrait être applicable à plusieurs procédés d'usinage. Principalement, le présent projet va porter sur l'évaluation du fini de surface obtenue en fraisage et en tournage.

Bien que la rugosité arithmétique soit le paramètre le plus employé dans l'industrie, l'une des originalités des méthodes développées dans le cadre de la présente thèse, sera de pouvoir estimer plusieurs paramètres de la rugosité à partir des techniques optiques, ouvrant ainsi la porte au développement de méthodes de mesure robuste et en ligne pour usage industriel. Nous projetons également le développement d'un système pour l'estimation rapide (environ <2 s pour un système 2D et <10 s pour un système 3D) de la rugosité comparativement à un temps beaucoup plus long nécessaire pour le moment pour l'estimation de la rugosité en 2D (par stylet) ou en 3D (par un crayon confocal).

Au cours de cette thèse, nous visons les objectifs spécifiques suivants :

- Évaluer la sensibilité des paramètres de rugosité vis-à-vis des mesures effectuées par méthode optique (vision). En d'autres termes, identifier les corrélations existantes entre des métriques optiques et les indices de rugosité traditionnels ( $R_a$ ,  $R_z$ , etc.)
- Déterminer et quantifier les facteurs influençant la précision et la justesse des résultats.
- Développer des modèles d'interpolation et des algorithmes de traitement des données permettant de convertir une image obtenue par un système de vision en indices de rugosité exploitables pour un contrôle de qualité.
- Déterminer l'effet de la "*définition*" de l'image sur la mesure par vision de la rugosité. Concrètement, nous projetons comparer les performances métrologiques de deux systèmes de mesure sans contact :
  - Caméra classique
  - Digital Microscope VHX-1000
 } Appliquer différents algorithmes pour l'estimation de la rugosité
- Valider, dans un sens probabilistique, les modèles développés. Spécifiquement, nous projetons de :
  - Utiliser les méthodes statistiques de validation (analyse d'incertitude et test d'hypothèse),
  - Comparer les résultats du modèle développé avec les données obtenues lors de la mesure au stylus, puis du modèle prédictif avec les tests expérimentaux. En d'autres termes, nous projetons d'employer une méthode de mesure conventionnelle comme un 'étalon de mesure' pour valider et tracer métrologiquement les résultats obtenus par nos modèles de prédiction.

À long terme, notre recherche tentera de proposer aux industriels une méthodologie robuste et abordable qui permettra une évaluation en temps réel de l'état de surface des pièces usinées.

La présente thèse est articulée et structurée par articles. Le chapitre 1 présente une revue de littérature présentant les différentes techniques utilisées pour la mesure sans contact de la

rugosité, les différents paramètres d’usinage influençant la rugosité d’une surface usinée et qui démontre la nécessité de pouvoir évaluer plusieurs paramètres de rugosité pour répondre aux besoins de la fonction de la surface. Tout cela dans le but de mettre en relief la problématique reliée à la mesure *in-situ* de la rugosité. L’objectif général ainsi que la méthodologie retenue sont également présentés dans ce chapitre. La suite est constituée de trois articles; un article par chapitre. Le premier (chapitre 2) présente le développement d’un modèle d’estimation de la rugosité en fraisage à partir de paramètres issus d’un système de vision 2D. Le second article (chapitre 3) propose d’employer de nouvelles caractéristiques issues de l’image de la surface usinée prise d’un microscope digital dans un algorithme de post-traitement ayant le potentiel d’évaluer, rapidement et sans contact, la rugosité de surface des pièces usinées. Le dernier article (chapitre 4) présente une version améliorée de nos algorithmes afin de les utiliser avec des images issues d’une camera CCD classique. On y effectue également une analyse de sensibilité sur plusieurs paramètres de la rugosité ainsi que l’effet du matériau sur l’algorithme.

Ce travail se termine par une discussion générale qui récapitule les principales contributions, nos recommandations concrètes pour des travaux futurs et les principales conclusions qui s’y rattachent.



## **CHAPITRE 1**

### **REVUE DE LITTÉRATURE**

#### **1.1 Introduction**

Le processus de fabrication, en particulier l'usinage, joue un rôle important pour la détermination des niveaux d'intégrité des surfaces devant être réalisées. De même, l'obtention d'une pièce mécanique de qualité nécessite qu'elle soit bien inspectée (géométrie et dimensions) afin de s'assurer qu'elle corresponde aux caractéristiques de conception et de fonctionnalité. La mise en œuvre des stratégies de contrôle adaptatif dans les systèmes de fabrication a stimulé le développement de la mesure en ligne et des techniques de surveillance du système. Ces techniques nécessitent une vitesse beaucoup plus élevée d'acquisition et de traitement de données. La première partie de ce chapitre présentera l'impact des différents paramètres d'usinage sur la rugosité, ainsi que la relation entre les paramètres de rugosité et la fonctionnalité de la pièce. Les techniques de caractérisation et les différentes approches permettant d'évaluer sans contact la rugosité de surface sont présentées dans la deuxième partie, ensuite les objectifs de la thèse tout en situant ses contributions par rapport à la littérature et enfin une présentation de la méthodologie de travail.

#### **1.2 Facteurs influençant l'état de surface**

Le terme "état de surface" englobe en général l'aspect géométrique et physico-chimique de la surface. Son étude sur le plan de l'usinage se limite généralement à l'aspect géométrique. Ce dernier est défini par l'écart de la surface réelle par rapport à la surface nominale, il est classé suivant 4 ordres (Figure 1.1) :

- Ordre 1 : écarts de forme et de profil (rectitude, circularité, profil, ...) généralement mesurés sur l'étendue globale de la pièce inspectée.
- Ordre 2 : erreur d'ondulation, généralement mesurée sur une longueur pré déterminée.
- Ordre 3 : stries, sillons périodiques ou pseudopériodiques.
- Ordre 4 : arrachement, marque de l'outil, fente, pique.

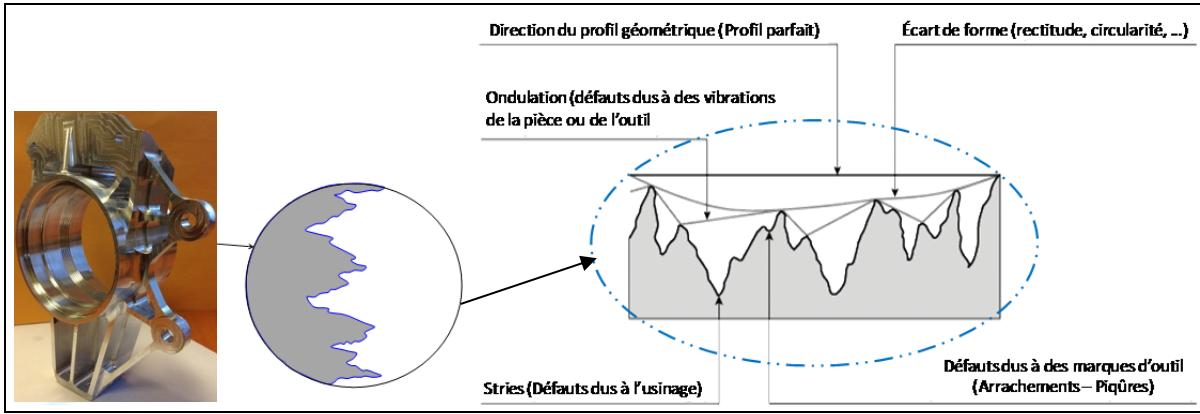


Figure 1.1 Défauts de surface

Comme mentionné précédemment, ces écarts sont mesurés sur une étendue globale ou limitée d'une surface, une longueur totale ou partielle d'un profil. Les écarts d'ordre 3 et 4 forment la rugosité et définissent ce que nous désignons communément par '*fini de surface*'. Les facteurs influençant l'état de surface lors de l'usinage sont nombreux, les plus importants sont d'ailleurs aux:

### 1.2.1 Facteurs liés à l'outil de coupe

- **Rayon du bec de l'outil**

La modélisation du profil de rugosité en tournage se fait par une succession d'arcs de cercles ayant pour rayon le rayon de bec de l'outil et dont le pas correspond à l'avance par tour de l'outil (voir Figure 1.2). Ceci dit, la rugosité dépend principalement de l'avance et du rayon de bec de l'outil. Cela a amené à définir une relation entre ces facteurs et les paramètres de la rugosité. On définit alors la hauteur maximale du profil de rugosité  $R_t$  et la rugosité arithmétique moyenne  $R_a$  par :

$$R_t = 125 \frac{f^2}{r_\varepsilon} \quad \text{et} \quad R_a = \frac{f^2}{18\sqrt{3}r_\varepsilon} \quad (1.1)$$

Théoriquement, la rugosité diminue quand le rayon de bec de l'outil augmente. Une étude expérimentale montre l'influence du rayon de bec de l'outil sur la rugosité (voir Figure 1.3).

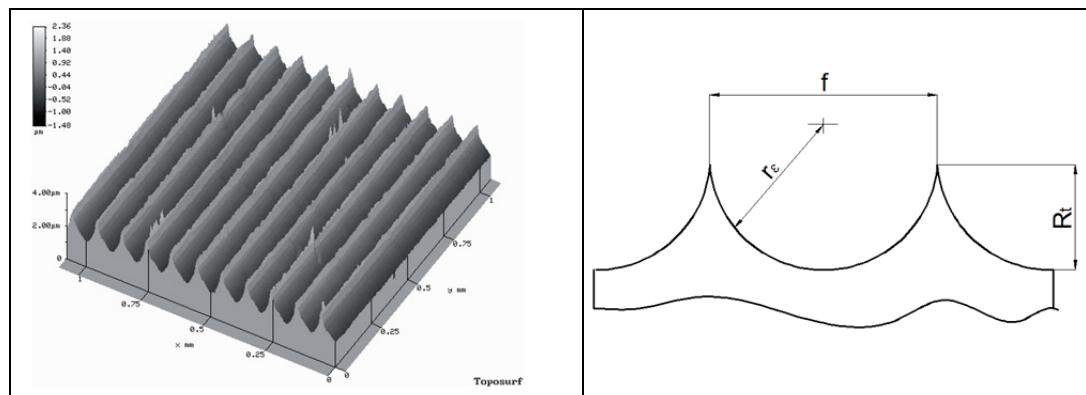


Figure 1.2 Topographie de surface obtenue en tournage et son profil théorique associé (adapté de (Grzesik et Zak, 2012))

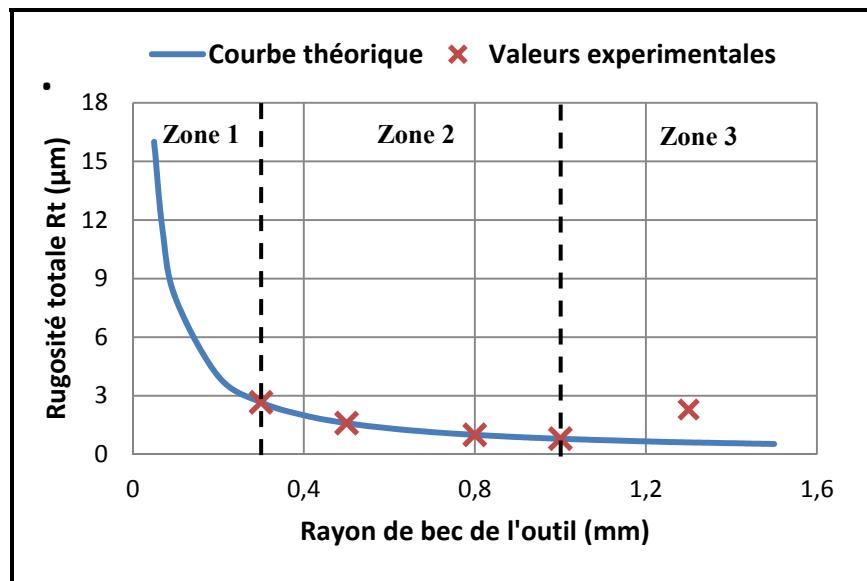


Figure 1.3 Exemple d'évolution de la rugosité totale en fonction du rayon du bec en chariotage (adapté de (Cordebois, 2008))

Zone 1 : aucune conclusion n'a été tirée car il n'existe pratiquement pas d'outil avec le rayon aussi faible, le modèle théorique n'est là que pour information.

Zone 2 : les résultats expérimentaux se comportent comme le modèle géométrique.

Zone 3 : les résultats expérimentaux s'éloignent des valeurs données par le modèle (arrachement dû aux phénomènes de copeau mini). À avance constante, l'épaisseur locale du copeau diminue lorsque  $r_e$  augmente, l'écart du 4<sup>ème</sup> ordre augmente exagérément et l'hypothèse du modèle n'est plus vérifiée. C'est ainsi que l'étude est fonction de la qualité

de l'acuité de l'arête principale de coupe, de son stade d'usure  $V_b$ , de la vitesse de coupe  $V_c$  et de l'avance  $f$ . Si l'on augmente la vitesse de coupe ou l'avance, la coupe se fait dans de bonnes conditions d'où l'augmentation de la rugosité.

Le profil de la surface étant fonction du rayon du bec de l'outil (Figure 1.2), et vu son impact sur la topographie de la surface, il serait judicieux de tenir compte de la direction d'avance pour le choix et l'application d'un filtre pour le traitement de l'image lors de l'implémentation des techniques d'inspection du fini de surface au centre d'usinage (Figure 1.4).

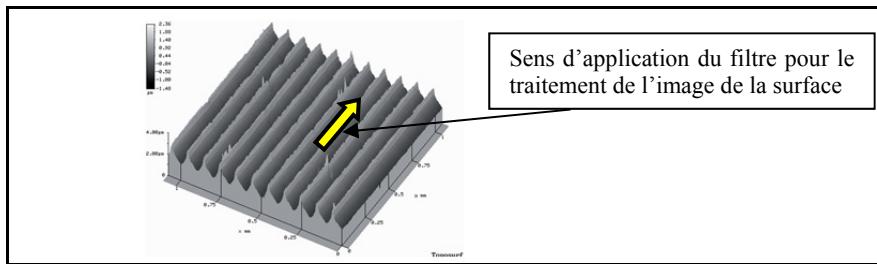


Figure 1.4 Impact de l'effet du rayon du bec sur l'implémentation d'une technique d'inspection (adaptée de (Grzesik et Zak, 2012)).

- **Niveau de l'usure de l'outil**

Pour un procédé d'usinage donné, la signature de texture de surface est une combinaison unique de différentes composantes de différentes longueurs d'onde et des amplitudes. L'usure de l'outil a une influence directe sur la qualité et la texture de la surface obtenue, les contraintes résiduelles, le respect des cotes dimensionnelles, la fragmentation du copeau, la tenue de l'outil dans le temps et la puissance de coupe nécessaire.

La valeur de la rugosité augmente en fonction du temps effectif de coupe. Une valeur de rugosité peut être prise comme critère indirect d'usure des outils de coupe. Ce procédé de surveillance de l'usure de l'outil est parfois utilisé pour les fabrications en grande série, pour lesquelles on peut se permettre de contrôler la rugosité de chaque pièce entre deux postes. L'implémentation d'un système capable d'estimer en temps réel la valeur de la rugosité

permettra à coup sûr la détection de l'usure de l'outil de coupe et ainsi accroître la productivité.

### 1.2.2 Influence des paramètres de coupe

- **Avance**

Comme signalé précédemment, l'avance est le paramètre fondamental pour la rugosité des surfaces usinées. La rugosité est proportionnelle à l'avance et augmente avec celle-ci. Une analyse expérimentale a confirmé cette évidence géométrique (Figure 1.5).

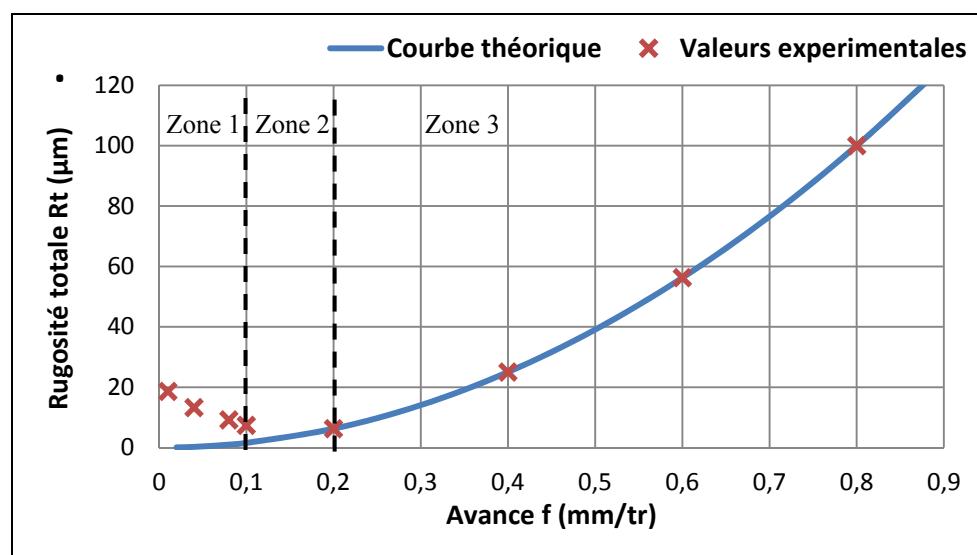


Figure 1.5 Exemple d'évolution de la rugosité totale en fonction de l'avance en chariotage (adapté de (Cordebois, 2008))

Zone 1 : des valeurs d'avance très faibles entraînent une augmentation de la rugosité (l'outil ne coupe plus mais arrache la matière). Les résultats expérimentaux sont éloignés de ceux du modèle. Si la vitesse de coupe augmente, on se rapproche du modèle. C'est l'un des avantages de l'usinage à haute vitesse. En usinant très vite, on met en évidence les caractéristiques viscoplastiques du matériau. Les grandes vitesses de déformation induisent une rupture fragile conduisant à un état de surface plus lisse : c'est l'aspect intéressant de l'usinage à grande vitesse.

Zone 2 : les résultats expérimentaux sont toujours supérieurs à ceux du modèle, mais deviennent comparables malgré l'influence des écarts de 4<sup>ème</sup> ordre qui causent cette différence.

Zone 3 : les résultats expérimentaux sont en accord avec ceux du modèle, la coupe se fait bien et l'état de surface des sillons est correct.

Il faudrait donner au modèle un domaine de validité mais la difficulté de prédire la limite de la zone 3 rend cela impossible. Seule une validation expérimentale permet de déterminer cette limite. Le profil de la surface étant fonction de l'avance (voir Figure 1.5), la texture de la surface usinée sera influencée par l'avance. L'avance sera donc un facteur important pour l'implémentation des techniques d'inspection du fini de surface au centre d'usinage basée sur le traitement de la texture. De nombreux modèles de prédition de l'état de surface basé sur la vision utilisent l'avance [(Al-Kindi et Shirinzadeh, 2007), (Rao et A.Govardhan, 2012), (Lee, Juan et Yu, 2002), (Dhanasekar et Ramamoorthy, 2008),(Natarajan, Palani et Anandampilai, 2012)].

- **Vitesse de coupe**

La rugosité est théoriquement indépendante de la vitesse de coupe (modèle géométrique). Dans la pratique, cette indépendance est conditionnée par la présence de l'arête rapportée pour de basses vitesses de coupe. Les plages d'utilisation ( $V_c \geq 200$  m/min) conduisent nécessairement à éviter l'arête rapportée. En tenant compte de ce paramètre, la vitesse de coupe n'a pas d'influence sur la rugosité. Si pour des raisons quelconques on ne peut travailler à la vitesse évitant le phénomène d'arête rapportée, on devra tenir compte de l'effet de la vitesse sur la rugosité, la rugosité diminuant quand la vitesse augmente.

Mais nous devrions être plus orientés vers l'usinage à grande vitesse, c'est une technique d'usinage par enlèvement de copeaux, caractérisée par des conditions de coupe 4 à 10 fois supérieures comparées à l'usinage conventionnel. L'augmentation de la vitesse engendre un accroissement de la température dans la zone de coupe ayant pour effet une diminution du coefficient de frottement entre l'outil et la pièce. La chaleur engendrée lors de l'usinage est

évacuée principalement par les copeaux. Cela signifie un faible échauffement de la pièce et par conséquence une meilleure précision. Sur le plan technologique, l'usinage à grande vitesse est caractérisé par des grandes vitesses de coupe et des fréquences de rotation très élevées entraînant la diminution des efforts de coupe. Ces paramètres conditionnent les performances de vitesse d'avance et de débit de copeau qui en général permettent d'augmenter la productivité, d'améliorer la qualité des pièces usinées et de réduire les coûts et délais de production, ensuite l'usinage peut être réalisé dans une gamme non soumis à des vibrations critiques.

- **Lubrification**

L'action de la lubrification n'est utile qu'aux très faibles vitesses de coupe, les propriétés de lubrification et les additives anti-soudures du fluide de coupe contribuent à diminuer l'apparition de l'arête rapportée (surtout dans le cas des matériaux ductiles), ce qui se traduit en finition par une amélioration de l'état de surface. Il permet aussi de diminuer le frottement copeau/outil et pièce/outil et par la suite la puissance absorbée par la coupe. Aux très grandes vitesses de coupe, le fluide de coupe et surtout le refroidisseur n'est plus nécessaire car les températures d'usinage baissent (Figure 1.6).

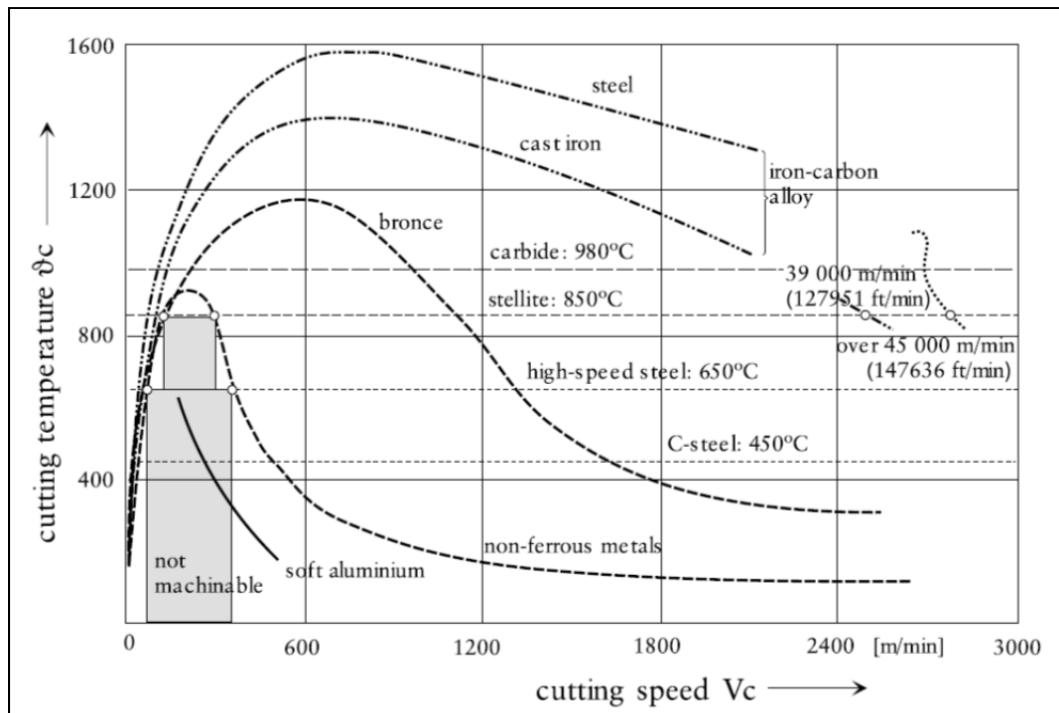


Figure 1.6 Variation de la température d’usinage en fraisage haute vitesse.  
(Schulz, 1999)

### 1.3 Paramètres de rugosité en relation avec la fonctionnalité des pièces

L’état de surface est un facteur important dans la performance d’un produit, le choix du ou des paramètres à spécifier reste toujours un problème délicat. Le manque de connaissance des relations entre les fonctions d’une surface et les paramètres de l’état de surface fait que le concepteur spécifie ces produits avec un nombre très restreint de paramètres. Le paramètre le plus utilisé pour caractériser le fini de surface est  $R_a$ , qui dans beaucoup de cas satisfait plus le dessinateur que la fonction de surface. Seule l’expérience et la connaissance de la fonction de la surface peut permettre de choisir les paramètres significatifs et les tolérances à y affecter. La Table 1.1 ci-dessous nous montre la relation entre les paramètres du profil et la fonction des surfaces.

### 1.3.1 Impact du profil de rugosité de surface sur l'indice de rugosité Ra

La rugosité moyenne est le paramètre le plus couramment utilisé car il offre une valeur simple pour accepter ou rejeter une décision par rapport à la qualité du fini d'une pièce usinée. La rugosité moyenne arithmétique Ra est la hauteur moyenne arithmétique des irrégularités de composants (hauteurs des pics et des vallées) de la ligne moyenne, mesurée dans la longueur d'échantillonnage L (voir Figure 1.7).

La rugosité arithmétique moyenne  $R_a$  a plusieurs avantages, elle est non seulement le paramètre par défaut de la rugosité sur un dessin technique, mais est statistiquement stable et reproductible. L'inconvénient de ce paramètre est qu'il n'est pas un bon discriminateur pour les différents types de surfaces (aucune distinction n'est faite entre les pics et les vallées), ne donne pas une image fidèle et physique du profil de la surface réelle.

Ce paramètre étant une valeur moyenne (voir Figure 1.7), des surfaces peuvent avoir le même  $R_a$  sans pour autant dire avoir le même profil fonctionnel (Figure 1.8 a, b et c). La mesure de  $R_a$  ne donne pas une image fidèle du profil de la surface réelle. Le procédé de finition et la fonction de la surface jouent un rôle très important dans le résultat. Avec des valeurs identiques  $R_a$ , la performance d'étanchéité résultant sera très différente. Un profil ouvert peut affecter sérieusement les performances d'étanchéité alors qu'un profil de forme fermée donne une meilleure performance d'étanchéité, parce que les vallées retiennent les fluides et lubrifient la surface d'étanchéité en cours d'exécution (Figure 1.8 c).

Table 1.1 Relation entre les paramètres d'états de surface liés aux motifs et la fonction d'une surface (adapté de BS EN ISO 12085 1997)

Surface	Fonctions appliquées à la surface			Paramètres							
				Profil de rugosité			Profil d'ondulation			Profil total	
Désignations	Symbol	R	Rx	AR	W	Wx	Wte	AW	Pt	P $\delta$ c	
Contact de deux pièces	Glissement lubrifié	FG	■		$\leq 0,8R$				□		■
	Frottement à sec	FS	■		□		■		□		
	Roulement	FR	■		$\leq 0,3R$	■		□		□	
	Résistance au matage	RM	□		□	□		□		□	■
	Frottement d'un fluide	FF	■		□			□		□	
	Étanchéité dynamique	Avec joint Sans joint	ED	■	□	□	$\leq 0,6R$	■	□		
				□	■		$\leq 0,6R$				■
	Étanchéité statique	Avec joint Sans joint	ES	□	■		$\leq R$		□	□	
				□	■		$\leq R$		■		
	Ajustement fixe avec contrainte	AD	□								■
Surface indépendante	Adhérence (collage)	OC	■							□	
	Outils (face de coupe)	EA	□		□	■			■		
	Résistance aux efforts alternés	EC	□	■	□						□
	Résistance à la corrosion	RC	■	■							
	Revêtement (peinture)	RE			□					□	
	Dépôt électrolytique	DE	■	▽	■						
Sans contrainte	Mesurage	ME	■				$\leq R$				
	Aspect	AS	■		□	□				□	

■ Paramètres principaux : spécifier au moins l'un d'eux

□ Paramètres secondaires : spécifier éventuellement selon la fonction de la pièce

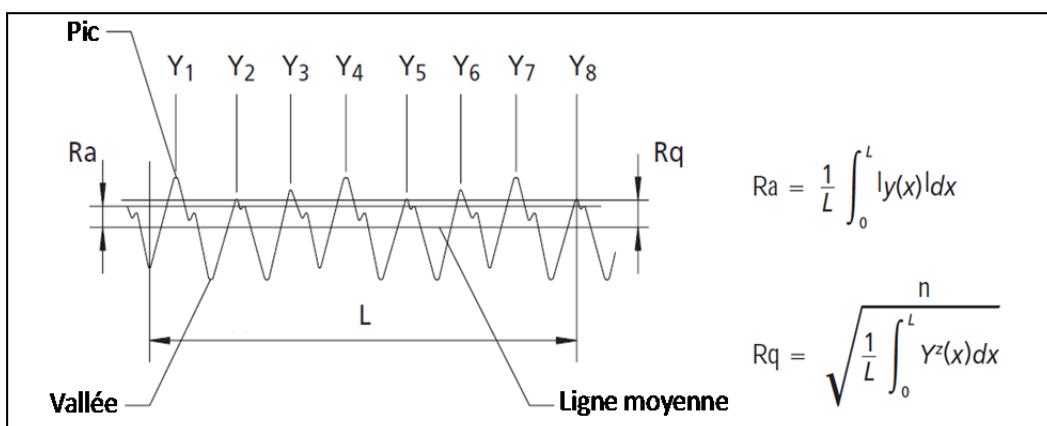


Figure 1.7 Fini de surface.

### 1.3.2 Définition du fini de surface en fonction de la fonctionnalité des pièces

La caractérisation fonctionnelle d'un état de surface joue un rôle primordial lorsque deux pièces entrent en contact. L'industrie mécanique et en particulier l'industrie aéronautique cherche à optimiser les paramètres afin d'améliorer leurs corrélations avec les phénomènes fonctionnels. Le point de départ est l'utilisation de la norme ISO 13565. Elle définit des zones fonctionnelles permettant de caractériser les zones intervenant dans les phénomènes de lubrification, d'usure et de contact. Les surfaces des pièces ont une fonction bien précise, allant de la limitation de la matière à la réalisation des fonctions aussi complexes que l'étanchéité dynamique, des phénomènes de contraintes ou de frottement des pièces en mouvement relatif. La micro-géométrie de la surface intervient souvent de façon déterminante dans son aptitude à satisfaire la fonction attendue. La maîtrise de l'état de surface par le choix d'un ou plusieurs paramètres adaptés permettra de garantir la qualité du fonctionnement tout au long de la durée de vie du produit. Lorsque la surface mesurée présente des creux relativement profonds sous un plateau dont le fini est plus fin, avec une faible ondulation, le profil de rugosité engendré par filtrage subit certaines distorsions indésirables.

Une autre méthode de filtrage (ISO.13565-1., 1998) a été développée pour réduire ces distorsions permettant ainsi la définition des paramètres de rugosité liés à la courbe de taux de portance (ISO.13565-2, 1998). Cette nouvelle procédure de filtrage supprime l'influence des creux sur cette ligne de façon à engendrer une ligne de référence plus satisfaisante. La Table 1.2 présente les définitions des paramètres définis par rapport à la courbe de portance. Ces paramètres sont déterminés à partir de la représentation linéaire de la courbe de taux de matériau (courbe d'ABBOTT) qui décrit l'augmentation de la portion du matériau de la surface en fonction de l'augmentation de la profondeur du profil de rugosité (Figure 1.9). Ils sont destinés à aider à évaluer le comportement fonctionnel des surfaces très sollicitées mécaniquement. Ces paramètres sont destinés à faciliter l'évaluation du comportement fonctionnel des surfaces soumises à de fortes contraintes mécaniques. La courbe de taux de portance décrit la variation du taux de longueur portante en fonction de l'augmentation de la profondeur du profil de rugosité.

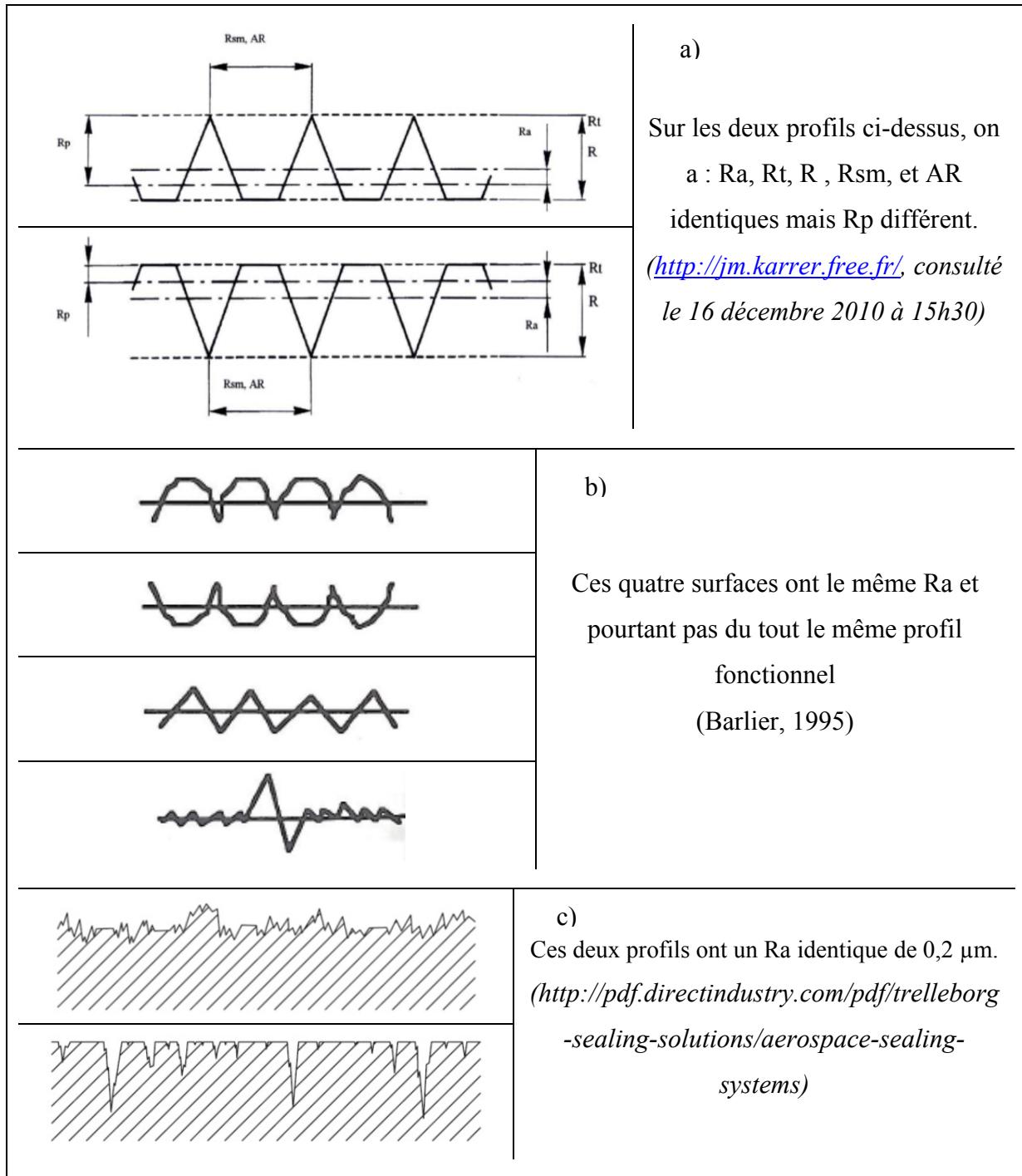
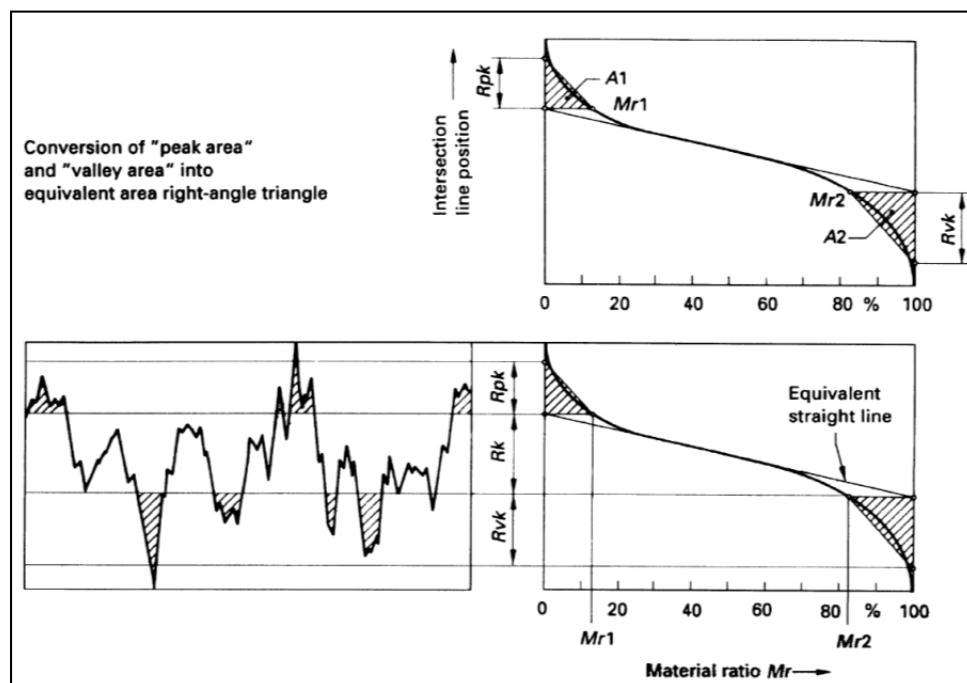


Figure 1.8 Variation entre le profil et la valeur de la rugosité arithmétique  $R_a$ .

Table 1.2 Définition des paramètres liés à la courbe de portance.

Intitulé	Définition	Paramètre de rugosité
Profondeur du profil écrêté	Profondeur de la partie centrale du profil de rugosité	$R_k$
Hauteur des pics éliminés	Hauteur moyenne des pics saillants, situés au-dessus du profil écrêté	$R_{pk}$
Hauteur des creux éliminés	Hauteur moyenne des creux, situés au-dessous du profil écrêté	$R_{vk}$
Taux de longueur portante	Taux(%), déterminé sur la ligne de coupure qui sépare les pics saillants du profil écrêté	$M_{r1}$
Taux de longueur portante	Taux (%), déterminé sur la ligne de coupure qui sépare les creux profonds du profil écrêté	$M_{r2}$

Figure 1.9 Paramètres  $R_{pk}$  et  $R_{vk}$  (ISO.13565-2, 1998).

Cette courbe (Figure 1.9) est utilisée pour prévoir la tenue à l'usure d'une pièce suivant trois critères :

- Le critère de rodage où les pics les plus saillants vont s'user et disparaître pendant les premières heures de fonctionnement. L'absence de ce critère limitera le temps de rodage d'un moteur. Ce critère est représenté par le paramètre  $R_{pk}$ .
- Le critère de fonctionnement qui représente la quantité de matière disponible à l'usure. Plus cette quantité est disponible plus un moteur fonctionnera longtemps.
- Le critère de lubrification qui détermine les creux disponibles et toujours utiles pour servir de réserve de lubrifiant. L'absence ou la disparition des creux entraînera le grippage du moteur. Ce critère est représenté par le paramètre  $R_{vk}$ .

Ces paramètres liés au taux de portance sont plus proches du phénomène physique mesuré que les traditionnels  $R_a$ ,  $R_z$ , .... Ils prennent réellement en compte le besoin final du fabricant. Il sera par exemple important de réduire la hauteur du pic  $R_{pk}$  pour les matériaux durs, ceci afin de protéger que la surface en contact avec elle soit raillée. Les paramètres  $R_{sk}$  et  $R_{ku}$  représentant le facteur d'asymétrie du profil (Skewness) et le facteur d'aplatissement du profil (Kurtosis) sont aussi très influencés par des saillies ou des creux isolés et donnent une image plus détaillée de la surface (Table 1.3).

Table 1.3 Visualisation de la surface mesurée par rapport au kurtosis et au skewness

Distribution		Profil	Influence
Skewness	< 0		 La surface résistera bien à l'usure.
	> 0		 La surface résistera très peu à l'usure.
Kurtosis	> 3		 Profil large
	< 3		 Profil serré

## 1.4 Techniques de caractérisation de la rugosité de surface

Un certain nombre de méthodes de mesure de rugosité de surface a été développé dans les dernières décennies. Comparer ces dispositifs nécessite de prendre en compte un certain nombre de paramètres :

- Fréquence de mesure;
- Distance de travail, capteur – surface;
- Résolution et plage de mesure;
- Propriétés optiques de la surface : réflexion spéculaire, réflexion diffuse.

Les instruments tactiles utilisent un stylet (diamant); ceux sans contact sont généralement optiques et opèrent en mesurant la distance entre une référence interne et les points de la surface. La mesure utilise un codage de l'espace de la mesure faisant généralement appel à de la lumière structurée. Pratiquement, cela se traduirait par la refocalisation dynamique d'un faisceau lumineux, le codage interférentiel ou le codage chromatique. Parmi ces différentes méthodes, nous pouvons citer :

### 1.4.1 Microscopie à champ proche

Les techniques de microscopie à champ proche sont de plus en plus utilisées dans le contrôle et la caractérisation des surfaces. Cela grâce à leur capacité à obtenir des images de la surface à caractériser de l'échelle microscopique à l'échelle nanométrique, permettant ainsi d'obtenir des informations supplémentaires de la surface.

#### Microscope à effet de tunnel (STM)

La dépendance du courant tunnel avec la distance entre deux métaux a été exploitée par G. Binnig et H. Rohrer (1982) au début des années 1980, en utilisant une pointe métallique très fine formant l'anode. Le courant tunnel sera ainsi localisé entre le bout de la pointe et la surface de l'échantillon qui forme la cathode. Il est ensuite possible de balayer la pointe au-dessus de la surface et de mesurer les variations du courant tunnel. L'interaction entre la

pointe et la surface dépendant de la structure locale de l'échantillon, on dispose ainsi d'une sonde locale dans l'espace réel (Figure 1.10a).

En enregistrant pour chaque position de la pointe le courant tunnel, on réalise une image topographique de la surface dont la résolution sera une fonction de la taille de la pointe-sonde. Cependant, on constate tout de suite une limitation intrinsèque à cette méthode : le signal détecté est un courant électrique, ce qui implique qu'on ne puisse imager que des surfaces conductrices et, dans certains cas, des systèmes isolants absorbés sur une surface conductrice.

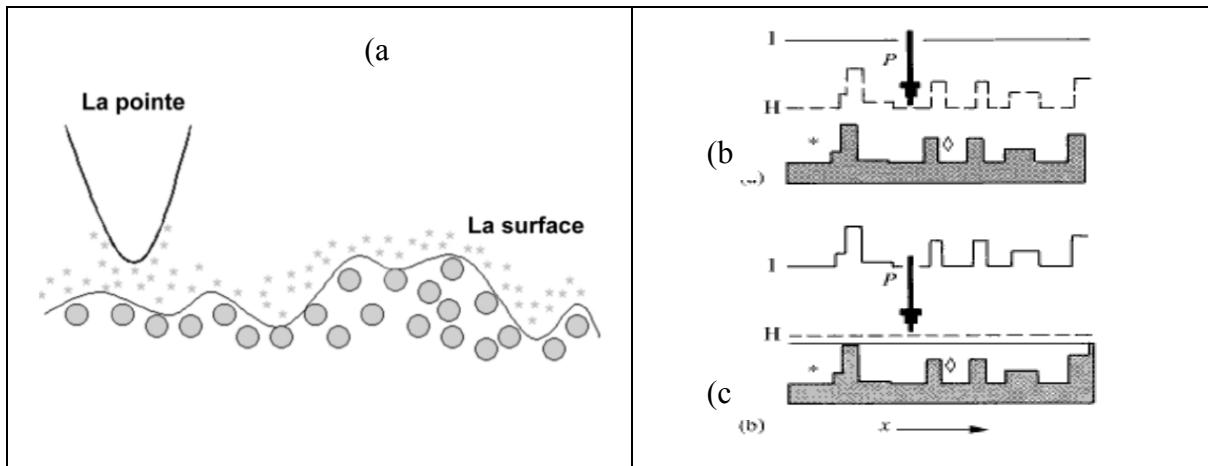


Figure 1.10 Le courant tunnel, dans un système STM : (a) localisé au bout de la pointe, Principe de fonctionnement : (b) à courant constant, (c) à hauteur constante.

Deux modes opératoires sont appliqués pour contrôler la position verticale de la sonde : le mode à courant constant et le mode à hauteur constante (Figure 1.10b et Figure 1.10c). Le mode à courant constant [(Cornet et Deville, 1998), (Eberhart, 1989), (Salvan et Thibaudau, 1999)] est utilisé pour des échantillons présentant des rugosités importantes ou si l'on veut balayer des aires étendues, supérieures à  $10 \times 10 \text{ nm}^2$ . L'avantage de ce mode est qu'il ne nécessite pas une surface très plate. Les dimensions et la géométrie de la pointe déterminent la résolution de l'image. Le mode à hauteur constante (Cornet et Deville, 1998) est particulièrement intéressant si on veut étudier des faibles rugosités ou des aires beaucoup plus petites ( $< 10 \times 10 \text{ nm}^2$ ).

## Applications

Le STM est utilisé pour l'analyse des surfaces à l'échelle atomique. Néanmoins, c'est une technique importante qui contribue à la compréhension du phénomène d'interaction sonde/matériaux et de la définition même d'une surface. Le problème majeur rencontré lors de l'utilisation de la STM est la séparation des données dues aux variations topographiques, aux interactions issues des inhomogénéités, à la réponse locale aux interactions pointe-échantillon et à la taille de la sonde.

## Avantages

- Très haute résolution (quelques angströms).
- Aucune préparation préalable de l'échantillon.
- Non destructive.
- Le STM peut être utilisé dans différents environnements (air, vide et liquide).

## Inconvénients

- Le STM est limité aux matériaux conducteurs suffisamment dopés. Il faut éviter d'avoir un oxyde en surface.
- L'interprétation des images est rendue difficile car les informations recueillies sont un mélange de la structure électronique et de l'arrangement géométrique des atomes.

## Microscopie à force atomique (AFM)

Le microscope à effet tunnel ne permet d'imager, en général, que des surfaces métalliques ou semi-conductrices. Dans son principe même, il n'est pas possible d'imager des surfaces isolantes puisqu'un courant ne peut s'établir entre la pointe et l'isolant.

En 1986, G. Binnig, C.F. Quate et C. Gerber inventèrent le microscope à force atomique. Son principe (mode contact) consiste à mesurer la force d'interaction entre l'atome du bout de la pointe et les atomes de la surface [(Cornet et Deville, 1998), (Binning, Rohrer et Gerber,

1982), (Coulon, 2000), (Bai, 2000), (Landolt, 1993)]. La microscopie AFM est une technique d'imagerie de surface très utilisée en raison de sa haute résolution et de la diversité des matériaux qu'elle peut cartographier (isolant, conducteur, biologique, etc.). Une sonde mécanique balaie la surface de l'échantillon pendant que son déplacement vertical est contrôlé, en général, par des techniques optiques (Figure 1.11). Le déplacement vertical de la sonde découle des forces d'attraction entre la surface et le bout de la sonde. En plus de renseigner sur la topographie de surface, l'AFM permet aussi de mesurer la rugosité.

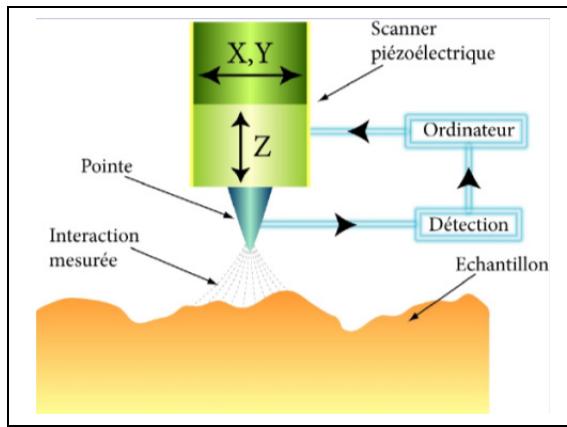


Figure 1.11 Schéma de principe d'un AFM.

## Utilisations

- Imagerie de surface
- Topographie en 3D
- Mesure de la rugosité

## Spécifications techniques

Résolution en profondeur	: 0.01 nm
Sensibilité verticale	: 0,1 nm
Étendue de mesure verticale	: qq $\mu$ m
$R_a$	: 1 – 50nm

## Les différents modes de fonctionnement de l'AFM

Il existe plusieurs modes de travail différents que l'on peut regrouper en deux catégories: le mode contact (statique) et les modes dynamiques (contact intermittent et non-contact vibrant). Chaque mode a ses avantages : le mode topographique (force constante) convient au balayage de toutes les surfaces, notamment celles qui ne sont pas atomiquement planes. D'un autre côté, le mode à hauteur constante permet un balayage beaucoup plus rapide des surfaces

atomiquement planes. Le troisième mode convient pour les surfaces délicates qui ne permettent pas une perturbation par le contact de la sonde.

## **Applications**

Le champ d'application du microscope à force atomique ne cesse de s'élargir. Avec sa résolution axiale nanométrique, son utilisation principale concerne les applications qui se situent entre celles de la STM (avec sa résolution atomique) et celles de la microscopie optique (avec sa résolution micronique). Dans le domaine de la physique des matériaux, l'AFM est devenue un outil d'analyse comparable en importance à la microscopie électronique. L'AFM est une méthode complémentaire à la STM, les informations enregistrées sur les images ne sont pas toujours les mêmes et on peut ainsi obtenir une connaissance plus détaillée de la surface.

## **Avantages**

- Technique permettant d'imager à de multiples échelles.
- Appareil peu encombrant (utilisation dans l'air, le vide, le liquide).
- Pas de préparation préalable des échantillons (conducteurs, semi-conducteurs, isolants).

## **Inconvénients**

- Champ réduit dans la pratique ( $10 \mu\text{m} \times 10 \mu\text{m}$ ).
- Temps de mesure relativement long (10 à 30 minutes).
- Pour le mode non-contact, de nombreuses exigences sont requises pour éliminer toute interférence dans l'analyse.
- Usure rapide de la pointe (besoin de la changer pour chaque mesure).
- Besoin d'un opérateur bien formé.

### 1.4.2 Microscopie électronique à balayage (MEB)

La microscopie électronique à balayage (MEB) [(Cornet et Deville, 1998), (Martin et Georges, 1998), (Péré, 1994)] permet d'obtenir des images de surfaces de pratiquement tous les matériaux solides, à des échelles allant de celle de la loupe (x10) à celle du microscope électroniques en transmission (x500 ou plus). Elle permet d'analyser la morphologie de la surface et la composition chimique de la plupart des matériaux solides. Les images obtenues frappent en premier par le rendu très parlant du relief et une très grande profondeur de champ (plusieurs centaines de microns), et donnant des vues qualitatives des surfaces d'une grande utilité (Figure 1.12). En se limitant à l'aspect formation des images, on peut citer quelques exemples d'applications : la texture microscopique de matériaux, l'étude de l'état de surface de matériaux, l'étude de la corrosion et des réactions de surface de matériaux, l'étude et le contrôle de microcircuits électroniques, etc.

#### Avantages et inconvénients de la MEB

La taille des échantillons à analyser représente un des grands avantages du MEB, qui peut aller de quelques micromètres cubes à quelques centimètres cubes. La MEB a la particularité d'offrir une grande profondeur de champ allant jusqu'à plusieurs centaines de microns.

Par contre, elle souffre d'un certain nombre d'inconvénients bien connus, tels que :

- Le fonctionnement sous vide;
- Les difficultés de calibration;
- L'échantillon doit être conducteur ou rendu conducteur par dépôt d'une mince couche d'or.
- Il faut s'assurer que l'échantillon soit de nature à supporter le bombardement électronique souvent intense dans le vide. La majeure partie de l'énergie primaire du faisceau est dissipée sous forme de chaleur dans l'échantillon, ce qui peut entraîner une dégradation.

## Utilisations

- Imagerie et analyse élémentaire de petites régions
- Identifier et cartographier des défauts

## Spécifications techniques

- Résolution latérale : 2-5 nm
- Champ : 10µm - 10mm
- $R_a$  :  $\geq 0,1 \mu\text{m}$

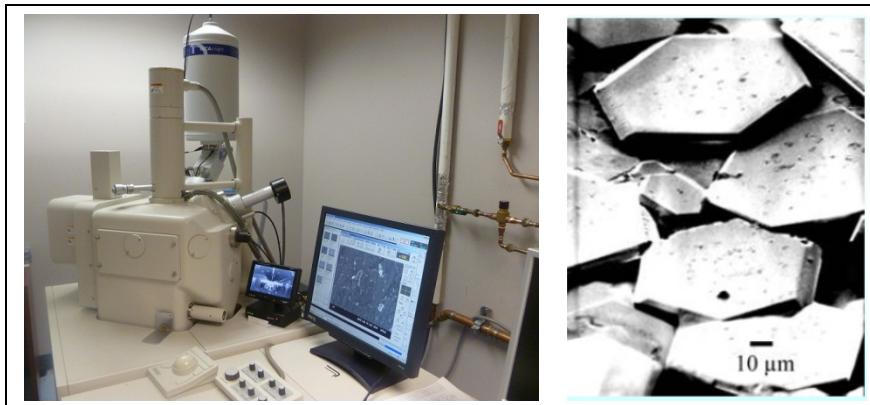


Figure 1.12 Microscope électronique à balayage de l'ÉTS.

### 1.4.3 Techniques optiques

Les techniques optiques sont aujourd’hui couramment utilisées pour mesurer la rugosité et plus généralement les microreliefs présents à la surface des objets. Cet engouement s’explique largement par la disponibilité de logiciels de traitement sur PC, permettant d’obtenir des images très réalistes. Un système optique de mesures comporte une source de lumière, un ensemble de composants optiques (réfléchissant, réfractant, diffusant, diffractant, absorbant, polarisant ou dispersif), un ou plusieurs capteurs ainsi que des sous-systèmes mécaniques, électroniques et informatiques. Ces derniers assurent les liaisons et la compatibilité des différents éléments ainsi que l’acquisition et le traitement des mesures.

#### Le microscope confocal à balayage laser

Le microscope confocal dérive du microscope optique traditionnel, hormis que sa source lumineuse est un laser qui balaye point par point l’objet à analyser. Dans sa configuration « réflexion », il utilise un miroir semi-réfléchissant, qui réfléchit le rayon provenant de l’objet

vers un détecteur. Ce dernier peut ainsi mesurer l'intensité lumineuse de chaque point et la stocker dans un ordinateur.

Dans la microscopie optique classique, l'image donne des informations dimensionnelles latérales (X et Y) mais pas axiales (Z). Le contraste de l'image provient en général des variations de la réflectivité de surface. En limitant la profondeur de champ d'un microscope optique avec un système d'éclairage et d'imagerie optimisé, la microscopie confocale permet d'obtenir des informations quantitatives sur l'axe optique (Z). Le principe du microscope confocal (Figure 1.13) consiste à focaliser, par l'intermédiaire d'un objectif, un faisceau laser qui va éclairer un point de l'échantillon, puis à récupérer, sur un photomultiplicateur, le signal lumineux émis en ce point (Péré, 1994). La microscopie confocale est une technique optique non destructive permettant d'obtenir des coupes optiques non seulement dans le plan (X,Y) mais également suivant un plan (X,Z) parallèle à l'axe optique qui peuvent faire l'objet de reconstructions tridimensionnelles (Roblin, 1999).

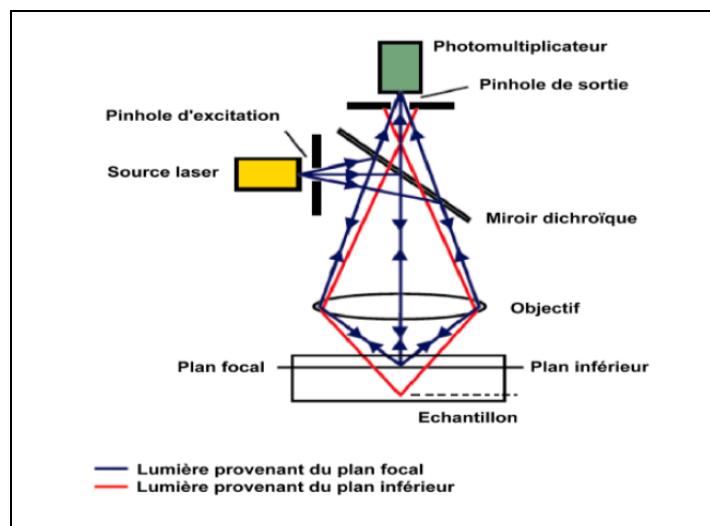


Figure 1.13 Principe de la microscopie confocale.

Ces coupes optiques “virtuelles” n'affectent en rien l'intégralité de l'échantillon contrairement aux coupes physiques nécessaires en microscopie électronique. Un des inconvénients de la microscopie confocale est sa lenteur de mesure. En effet, la mesure 3D d'une structure nécessite jusqu'à quelques heures. Un moyen pour augmenter la vitesse de

mesure est d'utiliser une source d'éclairage polychromatique et de profiter de l'aberration chromatique de l'objectif pour encoder les informations axiales chromatiquement (Sungdo et al., 2000). Un capteur CCD donne ainsi une image XZ. Un seul balayage est ensuite nécessaire (en Y) pour faire la mesure 3D.

## **Applications**

Les domaines d'utilisation de la microscopie confocale sont très variés : physique des matériaux, biologie cellulaire, neurologie, immunologie, cancérologie, biophysique, génétique, etc. Malgré de grands progrès, l'inconvénient du microscope confocal reste sa lenteur pour reconstruire une image 3D à partir d'une série d'images tomographiques et sa résolution latérale est insuffisante pour certaines applications. L'imagerie confocale à champ étendu présente un double intérêt : tout d'abord elle réalise des mesures axiales (le faisceau de mesure a le même axe que le faisceau d'éclairage, ce qui permet d'aller "au fond des trous"); ensuite la profondeur de champ est relativement importante, ce qui évite d'avoir à repositionner en permanence le capteur (d'où une vitesse de mesure élevée).

## **Avantages**

- Résolution latérale submicronique (0,83 fois meilleure que la microscopie optique classique).
- Résolution axiale submicronique (de 0,1  $\mu\text{m}$  à 10 nm selon la méthode employée).
- Non-contact, donc non-destructive.
- Capacité d'imager les structures transparentes complexes.
- Insensibilité aux erreurs provenant des grandes pentes des surfaces ( $30^\circ$ - $10^\circ$ ).

## **Inconvénients**

- Temps de mesure, allant de quelques minutes pour un plan d'image (microscope confocal standard) à 30 minutes pour une mesure 3D (microscope chromatique).

## L'ellipsométrie spectroscopique

L'ellipsométrie spectroscopique est une technique optique d'analyse de surface permettant de caractériser les propriétés optiques des matériaux et/ou l'épaisseur des couches minces. Elle est fondée sur la mesure du changement de l'état de la polarisation d'un faisceau de lumière après réflexion sur une surface plane d'un échantillon (Figure 1.14) [(Cornet et Deville, 1998), (Bissuel, 1996), (Castellon, 2002)]. Le type d'information accessible par cette technique dépend de la configuration et du domaine de longueur d'onde utilisé.

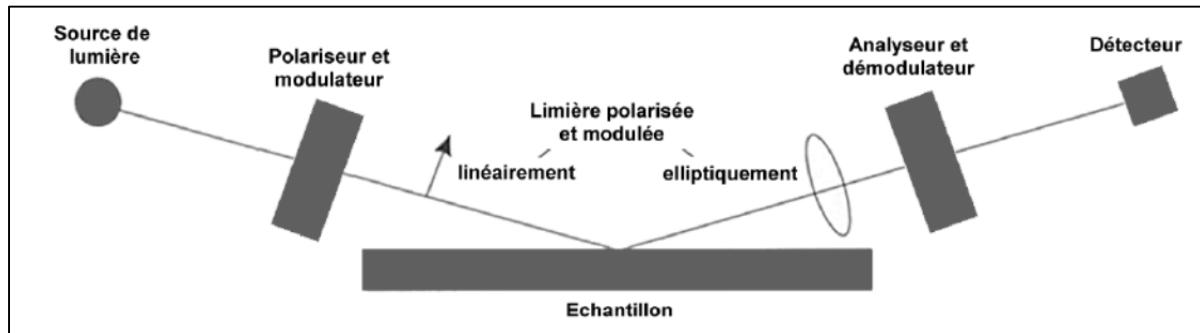


Figure 1.14 Principe de l'ellipsomètre à modulation de phase (adapté de (Benatmane, 2002))

### Avantages

- Le caractère non destructif (il n'y a ni perturbation ni interaction avec le matériau mesuré).
- La large gamme des mesures : l'épaisseur de la couche étudiée s'étend sur un large domaine allant du nanomètre jusqu'à quelques microns.
- La possibilité de contrôle “*in situ*” [(Drevillon, 1998), (Bertrand et al., 1997)].
- L'accès selon les configurations optiques à de nombreux paramètres (épaisseur, indices, porosités, liaisons chimiques, ...).

## Inconvénients

- La limite en résolution latérale est expliquée par la taille du faisceau lumineux qui est de l'ordre de quelques millimètres. La taille du faisceau peut être réduite à 50 µm pour faire des balayages en XY.
- La nécessite d'une bonne connaissance du modèle physique des matériaux étudiés.
- L'homogénéité en épaisseur de la couche mesurée.
- L'état de la surface d'un échantillon joue un rôle important : les mesures doivent être faites sur des zones planes.
- L'ellipsométrie est une méthode indirecte, elle ne donne pas accès directement à des paramètres physiques de l'échantillon.

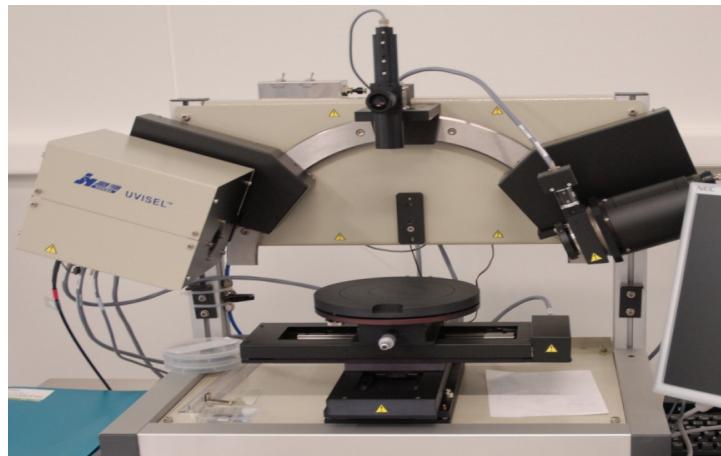


Figure 1.15 Ellipsomètre (<http://fr.wikipedia.org/wiki/Ellipsom%C3%A9trie>).

## La microscopie interférométrique

Les techniques d'interférométrie microscopique modernes basées sur le principe de l'interférence lumineuse, présentent les avantages d'être non-destructives et rapides. Depuis l'arrivée de l'imagerie numérique, de nouvelles sources d'éclairage, de systèmes de balayage précis et de systèmes de traitement de signaux puissants pour automatiser la quantification des franges d'interférences et la mesure de relief de surfaces, on a noté une amélioration

considérable de la vitesse d'analyse, de la quantité d'information traitée et de la résolution mesurée.

Le microscope interférométrique utilise une technique de détection de phase par interférométrie (Figure 1.16). La lumière blanche réfléchie par la surface à analyser est comparée à une surface de référence. Le phénomène d'interférences résultant est visualisé et enregistré par une camera CCD. L'interférométrie est solidaire d'un translateur piézo-électrique donc le déplacement est contrôlé par un microcalculateur. Les franges d'interférences se déplacent avec le mouvement du translateur piézo et elles sont enregistrées pour des positions différentes de l'objectif. A chacune de ces positions correspondent des images dont on connaît l'intensité lumineuse en chaque point du plan (x, y) de la surface de l'échantillon.

Un algorithme adapté traduit les variations d'intensité lumineuse en variations de relief. Ce dispositif dispose de deux modes de mesure en fonction de l'amplitude maximale à mesurer : la microscopie à saut de phase (PSM pour Phase Stepping Microscopy) et la microscopie à sonde de faible cohérence (CPM pour Coherence Probe Microscopy). La résolution latérale est fonction du choix du grossissement de l'objectif de mesure.

**Champ** : 100µm à 2,5mm

**Rés. Lat.** : 0,45µm

**Ra** : 1 à 5nm

**Applications** : rugosité, forme 3D, déformation

Sans contact / non destructif, grande quantité d'informations

**Avantages** : résolution Z, champ, rapidité, simplicité, souplesse

**Inconvénients** : artéfacts optique

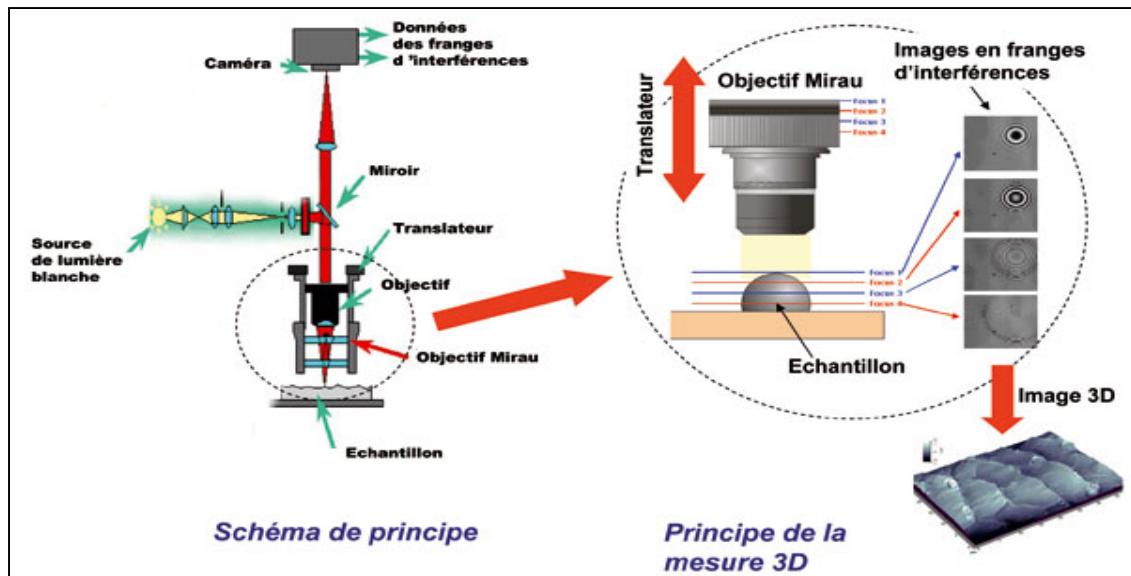


Figure 1.16 Principe du rugosimètre interférométrique.

#### 1.4.4 Conclusion

La caractérisation de la topologie d'une surface peut être réalisée par diverses techniques comme les systèmes mécaniques, optiques ou interférométrie. En mode mécanique, le stylet de mesure est en contact avec la surface, contrairement aux systèmes optiques où la mesure est réalisée sans contact. La résolution latérale est limitée par la géométrie du stylet ou la longueur d'onde ( $0,1\text{-}1\mu\text{m}$ ). L'ellipsométrie permet de mesurer une épaisseur  $\geq 0,2\text{nm}$ . La Figure 1.17 illustre les plages de fonctionnement pour les différentes méthodes. On peut mettre en évidence les variations minimales verticales de 1-2 nm pour les surfaces planes par un système mécanique. Les méthodes d'interférométries sont limitées par la longueur d'onde utilisée, c'est-à-dire au minimum environ 50-100 nm selon la rugosité de la surface. L'ellipsométrie est sensible aux variations de l'épaisseur (direction z). Les méthodes équipées d'une pointe atomique comme les STM et AFM ont une meilleure résolution latérale, dans les environs de nanomètres.

Parmi toutes ces techniques, nombreuses sont celles à caractère destructif, ce qui met en avant les techniques optiques qui sont sans contact et donc non-destructives. Il est souvent

utile d'avoir recours à plusieurs techniques afin d'élucider les différents phénomènes de surface, surtout qu'il n'existe pas une technique unique capable de fournir toutes les informations sur la morphologie d'une surface.

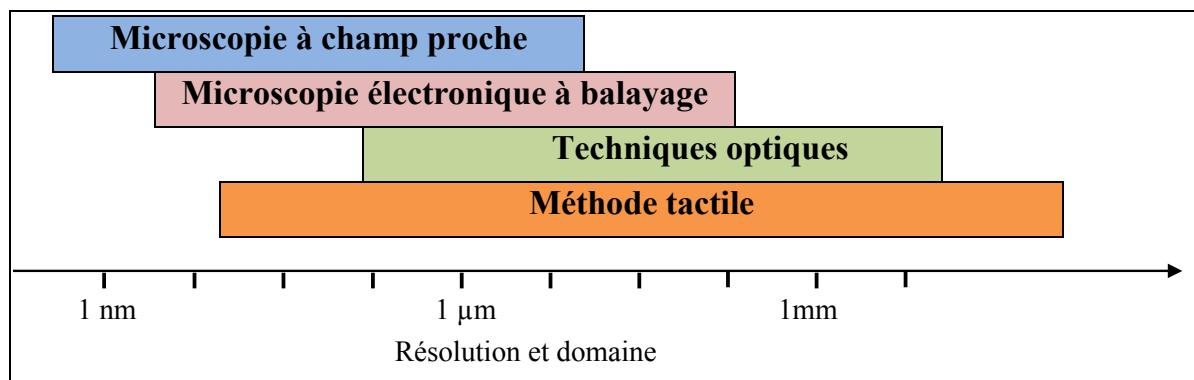


Figure 1.17 Domaines d'utilisation et limites des procédés de mesure de rugosité

Pour la mesure en ligne au cours de la fabrication, les nouveaux instruments doivent avoir des propriétés très différentes du stylet mécanique. La résolution rencontrée en fabrication étant généralement de l'ordre du micron, et compte tenu des inconvénients non négligeables des autres méthodes (temps d'acquisition long pour les microscopes à champ proche), que la grosseur de l'appareil ainsi que son coût, les techniques optiques présenterait un bon avantage.

Les techniques optiques offrent désormais des avantages décisifs sur les moyens traditionnels :

- l'absence de contact permet des vitesses de balayage plus rapides
- les résolutions sont comparables aux moyens à contact
- les temps de mesure sont beaucoup plus courts
- il est possible de mesurer des matériaux fragiles, souples ou mous

Les paragraphes suivants nous feront un état de l'art dans le domaine de la mesure en ligne sans contact de la rugosité et nous permettra de ressortir notre problématique.

## 1.5 Mesure en ligne de la rugosité

L'utilisation de la vision est une technique en plein essor en industrie dans le domaine de contrôle et d'inspection. De plus en plus de manufacturiers voudraient détecter des non-conformités des pièces sur des machines-outils avant de les enlever sur la table de la machine. Les techniques de contrôle sont en constante évolution pour assurer une productivité toujours croissante. L'inspection de la rugosité de surface à partir de la vision n'est pas récente. Malgré les efforts consentis, son application pour le contrôle de la rugosité sur une chaîne de production est loin d'être opérationnelle.

Afin de fournir à l'ordinateur et au système de contrôle les informations nécessaires en temps utile pour modifier le processus ou arrêter une machine défectueuse, et de le faire à un poste d'usinage, les capteurs doivent avoir les caractéristiques suivantes (Young, Vorburger et Teague, 1980) :

- Rapidité de mesure et de traitement des données;
- Acquisition des données en parallèle;
- Capacité d'effectuer des mesures sur des surfaces en mouvement;
- Être riche en informations pour choisir les informations dont il a besoin;
- Robustesse;
- Large gamme de types de surface;
- Grande distance de garde de la surface usinée.

Comme nous l'avons souligné un peu plus haut, la mesure sans contact reste la meilleure technique pour la mesure en ligne. XiaoMei (2009) a recensé les développements de ces dernières années dans la mesure sans contact de la rugosité, avec entre autre les méthodes microscopiques, interférométriques, de diffractions et basées sur les modèles de diffusion (scattering). Les différentes techniques classiques rencontrées dans la littérature pour la mesure en ligne de la rugosité ont pour point commun l'utilisation de l'image numérique de la surface en question. L'image est obtenue soit directement à partir d'une caméra, soit indirectement par la réflexion d'une source lumineuse sur la surface.

### 1.5.1 Analyse du niveau de gris de l'image numérique obtenue directement

La manière la plus probable de mesure en ligne de la rugosité des surfaces usinées est l'utilisation du niveau de gris de l'image obtenue à l'aide d'une camera CCD (Figure 1.18, Figure 1.19). C'est ainsi que divers travaux ont été abordés dans cette direction.

Bien qu'il ait été démontré que la rugosité de surface peut être caractérisée par l'image de la surface, l'obtention des valeurs de rugosité en utilisant la technologie basée sur la vision est encore difficile (Lee, Juan et Yu, 2002). Le principal problème est de savoir comment acquérir les mesures fiables de la rugosité de la surface des pièces. Lee et al.(2002) a proposé une méthode pour évaluer la rugosité de surface en utilisant la texture de l'image. Leur résultat a montré la validité de l'approche proposée pour atteindre des valeurs précises de la rugosité arithmétique  $R_a$ , mais les variations des résultats en fonction de la lumière ou du matériau n'ont pas été abordées.

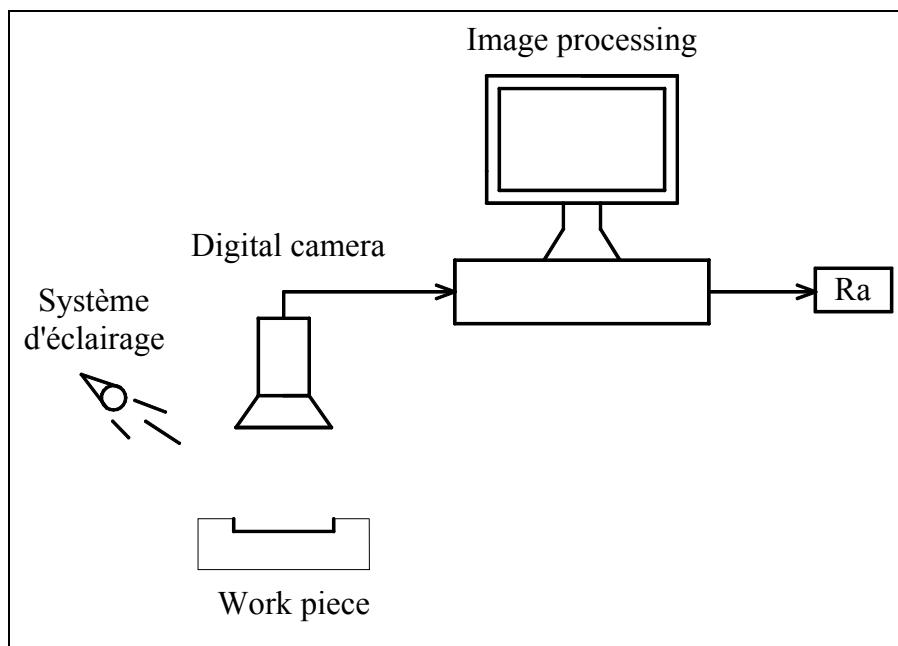


Figure 1.18 Schéma de principe d'acquisition de l'image par la caméra digital (Kamguem, 2012).

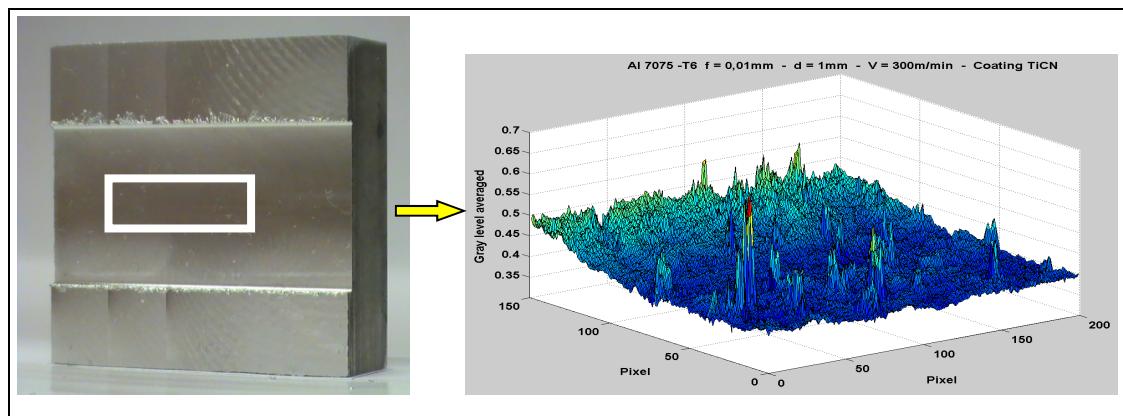


Figure 1.19 Image numérique et répartition du niveau de gris sur la surface de l'image (Kamguem, 2012).

Kumar et al. (2005b) a introduit un paramètre de l'image dans les données de l'analyse de régression pour obtenir la rugosité de surface. Un rapport exact entre l'image de la surface capturée et la rugosité de la surface réelle a été employé dans des opérations de tournage en utilisant un réseau neural flou (Shinn-Ying et al., 2002b) ou un réseau polynomial (Lee et Tarng, 2001a). Cependant, il a été révélé qu'une évaluation quantitative de la rugosité de la surface d'images capturée pourrait être affectée sensiblement en présence de surface ondulée (Yim et Kim, 1994). Devant cette insuffisance, des études ont été faites sur la technique de vision tridimensionnelle par lumière structurée appliquée au contrôle de qualité en ligne par Bieri (2004). La technique du "temporal phase unwrapping" a été appliquée et les résultats obtenus satisfaisants. Mais l'utilisation de cette technique n'est admise que dans le cas où l'objet est immobile et invariant durant la mesure, ce qui restreint encore plus son utilisation dans une chaîne de production.

Chang (2005) a présenté une approche de mesure sans contact utilisant la décomposition en ondelette d'une image multi résolution pour obtenir les signatures de profil de la surface à partir des images numériques. Les relations entre la signature de profil et la rugosité ont été établies en utilisant la méthode de surface de réponse. Les résultats expérimentaux montrent une corrélation entre les valeurs du modèle et ceux mesurés, mais ce niveau de corrélation demeure faible, c'est ainsi que Dhanasekar (2008) procède au traitement de l'image de surface en utilisant un algorithme de traitement de super résolution avant de procéder à

l'extraction des caractéristiques. La quantification est réalisée en utilisant deux paramètres de la transformée de Fourier et l'écart type de la valeur de niveau de gris et utilisant un réseau de neurones pour apprécier la rugosité d'une surface usinée à partir d'un système de vision. Le résultat a été comparé à la rugosité mesurée au Stylet.

Priya (2007) après avoir évalué l'influence de l'inclinaison de la surface, utilise cinq caractéristiques issues de la transformée de Fourier du niveau de gris de l'image, pour évaluer la rugosité de la surface à partir d'un réseau de neurone. Là encore, on doit faire face au bruit qui empêche d'avoir une image de bonne qualité avant le traitement. Zhisheng (2009) explore l'utilisation d'un système de vision pour l'inspection de la rugosité de surface en tenant compte de l'effet de la lumière ambiante, il utilise ainsi un réseau de neurones ayant pour entrées la valeur moyenne de l'arrière-plan, la valeur moyenne du niveau de gris et la matrice de second ordre de cooccurrence de la surface de contrôle pour déterminer la rugosité. Il compare le résultat obtenu avec celui de Luk (1989) basé sur le RMS et l'écart type du niveau de gris et de Gadelmawla (2004) basé la matrice de cooccurrence.

Devant le résultat pas très intéressant obtenu par Priya (2007), Fadare et al. (2009) a adjoint aux caractéristiques utilisées par Priya, un indice de l'usure de l'outil extrait du traitement de l'image de l'usure des outils et a développé une machine de vision pour la mesure en ligne de la rugosité de surface, son travail a été basé sur l'utilisation de cinq caractéristiques fréquentielles extraites de la transformée de Fourier de l'image obtenue par une caméra CCD. La finalité de son travail est de montrer que la rugosité optique  $G_a$  peut être obtenue en utilisant un réseau de neurones ayant comme entrée les caractéristiques fréquentielles et l'indice d'usure de l'outil extrait sur l'image, mais l'autre difficulté est de pouvoir aboutir à la rugosité arithmétique  $R_a$  à partir de cette rugosité optique  $G_a$ . De nombreux travaux sont faits en utilisant soit la matrice de cooccurrence [(Alves, Clua et Leta, 2012), (Datta et al., 2012), (Alegre, Barreiro et Suarez-Castrillon, 2012)], soit la transformée de Fourier de l'image [(LIU et al., 2012), (Morala-Arguello, Barreiro et Alegre, 2012), (Natarajan, Palani et Anandampilai, 2012)].

### 1.5.2 Analyse de l'image obtenue indirectement: technique du speckle

Une autre approche est la mesure de la rugosité de surface basée sur un modèle de diffusion cohérente speckle causé par un faisceau laser sur les surfaces usinées (Figure 1.20). La répartition de la lumière dispersée réfléchie par une surface usinée contient généralement beaucoup d'informations concernant la rugosité de la surface. Cette approche examine et propose une technique de mesure en ligne de la rugosité des surfaces usinées, basée sur un modèle de mesure de la lumière dispersée et l'analyse statistique de la distribution de l'intensité lumineuse. Cette méthode a été utilisée ces dernières années dans l'évaluation de la rugosité de surface.

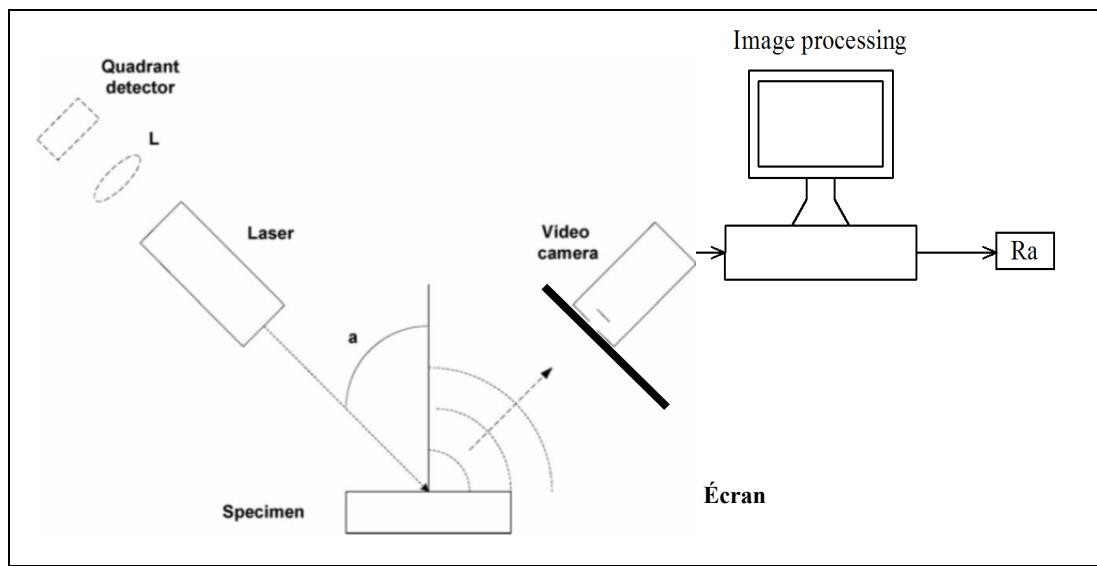


Figure 1.20 Schéma de principe d'acquisition de l'image par la technique de speckle.

La modélisation de la corrélation de speckle a été fondée sur l'hypothèse que l'amplitude en hauteur de la surface a été distribuée selon une courbe de Gauss en cloche (Teague et al., 1981). Ces techniques sont simples à utiliser, mais elles donnent seulement un nombre limité de paramètres, par exemple,  $R_a$  ou  $R_q$ . Akinoro (2002) utilise un modèle de diffraction laser obtenu par une photo sensor et une vidéo camera pour mesurer la rugosité, il examine l'écart entre la vraie distribution et le résultat obtenu et explore l'intérêt de la mesure en ligne de la rugosité. Persson (2006) présente le résultat de la mesure de la rugosité en utilisant la

corrélation angulaire de speckle, ses expériences sont faites sur des rugosités comprises entre 1,6 et 6,3  $\mu\text{m}$ . cette méthode peut être utilisée pour la mesure en ligne de la rugosité, l'inconvénient est la sensibilité aux erreurs d'alignement, ce qui entraîne l'utilisation d'un système optique précis. Une alternative à la technique de corrélation est l'utilisation de la mesure de la réflexion spéculaire et l'augmentation de la longueur d'onde de l'éclairage. L'inconvénient étant la difficulté à trouver les détecteurs et les sources d'éclairage appropriées. Dhanasekar (2008) présente une approche expérimentale de la mesure de rugosité basée sur un modèle de diffusion cohérente speckle causé par un faisceau laser sur la surface usinée. Il montre une comparaison entre les résultats obtenus avant et après le traitement de l'image du speckle, et présente une corrélation entre la rugosité estimée par la figure de speckle et par la méthode de Stylus. Il indique ensuite la possibilité de mise en œuvre pratique de cette méthode.

Kayahan (2010) utilise un effet combiné de speckle et de scattering pour mesurer la rugosité. Les paramètres de rugosité obtenus avec le profilomètre sont comparés à ceux obtenus à partir des paramètres des données obtenues avec le modèle. Ils ont montré qu'il existe une forte corrélation entre ces paramètres et Ra, surtout aux environs de la longueur d'onde du laser utilisé. De même, Hamed (2007) utilise un système laser-speckle pour déterminer la rugosité Ra des pièces en aluminium et arrive à la même conclusion, mais le résultat de la méthode dépend de l'imagerie linéaire utilisant une lumière cohérente pour l'éclairage. Kayahan (2009) présente une approche expérimentale pour l'évaluation de la rugosité de surface par l'analyse d'auto corrélation des propriétés spectrales des figures de speckle obtenues sur des surfaces usinées, et montre la sensibilité aux petites variations de speckle dû aux propriétés spectrales comme l'augmentation de la longueur d'onde.

Xiaomei (2009) étudie expérimentalement la mesure sans contact de la rugosité par la méthode de speckle, en utilisant un réseau de neurones. Son traitement est basé sur l'utilisation du contraste, rapport de la région foncée, la distribution du niveau de gris et les caractéristiques binaires. La méthode est sans contact, rapide, précise et facile à mettre en œuvre. La méthode a une validité limitée à une certaine gamme de rugosité, les facteurs

influençant le résultat étant l'angle d'incidence, la méthode d'usinage, la lubrification et le degré de netteté de la surface. D'autres facteurs influents tels que le matériau, les vibrations et l'avance n'ont pas été analysés.

### 1.6 Contributions, méthodologie et organisation de la thèse

Dans la littérature de l'inspection sans contact de la rugosité de surfaces usinées, cette thèse apporte les contributions suivantes :

- Le développement d'un modèle permettant d'évaluer, par un système optique, la rugosité de surface d'une pièce usinée en fraisage. Contrairement aux modèles existants dans la littérature et qui prennent en compte plusieurs paramètres d'usinage pour évaluer par vision la rugosité d'une surface usinée, nous nous sommes basés sur le principe utilisé par le modèle théorique d'évaluation de la rugosité pour mettre en œuvre un modèle ne tenant compte que de l'image capturée et de l'avance par dent utilisée pour l'usinage de la surface.
- Un algorithme de développement de nouvelles caractéristiques discriminatoires permettant d'évaluer aisément plusieurs paramètres de rugosité d'une pièce usinée par tournage;
- L'amélioration de l'algorithme d'évaluation du cycle de texture moyen mise au point par Zhang (2010) afin de l'amener à évaluer plusieurs paramètres de rugosité;
- Le traitement multi-résolution des données afin de les appliquer à notre algorithme pour évaluer simultanément plusieurs paramètres de rugosité, ensuite regarder l'impact des algorithmes développés sur différents matériaux.

Pour atteindre nos objectifs dans ce travail, la recherche des solutions s'effectue sur plusieurs étapes associées aux chapitres de cette thèse.

Le chapitre 1 constitue la première étape de notre travail et présente la problématique et la méthodologie de résolution des problèmes posés.

Le chapitre 2 constitue la seconde partie du travail, nous y proposons des modèles pour l'inspection sans contact de la rugosité en se basant sur l'image de la surface usinée et l'avance par dent utilisée pour son usinage. Les résultats obtenus ont permis de publier l'article suivant dans la revue scientifique : "International Journal of Machining and Machinability of Materials" : Kamguem, R., Songmene, V., Kenne, J. P., Tahan, S. A., "Vision-based surface roughness inspection of machined aluminium parts".

Le chapitre 3 représente la troisième partie du travail, pour pallier au problème rencontré dans le chapitre 2 (ajouter l'avance par dent au modèle), de nouvelles caractéristiques discriminatoires sont développées, permettant de ne plus inclure de paramètres d'usinage dans le modèle d'évaluation sans contact de la rugosité. Le facteur de gradient de surface a été développé et le cycle de texture moyen développé par Zhang (2010) a été amélioré. Les résultats obtenus ont été publiés dans la revue scientifique "International Journal of Precision Engineering and Manufacturing": Kamguem, R., Tahan, S.A., and Songmene, V. "Evaluation of machined part surface roughness using image texture gradient factor".

Le chapitre 4 présente un algorithme basé sur le traitement multi-résolution des données permettant d'évaluer simultanément plusieurs paramètres de rugosité, ainsi que l'effet de différents matériaux. Les résultats obtenus ont fait l'objet d'une soumission au journal scientifique "Image and vision computing" : Kamguem, R., Tahan, S.A., and Songmene, V. "Surface roughness estimation of turned parts from optical image measurements and wavelet decomposition".

Ce travail se termine par une conclusion présentant nos principales contributions dans l'évaluation sans contact par système optique de la rugosité des surfaces usinées.

## **1.7 Conclusion**

Ce chapitre clos la revue de littérature sur la rugosité en présentant non seulement les facteurs influençant la rugosité lors de l'usinage, mais aussi les avancées dans la recherche

pour l'évaluation sans contact de la rugosité. Nous avons énoncé les caractéristiques que doivent posséder un système adaptatif pour pouvoir effectuer une mesure en ligne, ensuite présenté et analysé les deux approches utilisées dans la littérature pour la mesure sans contact de la rugosité. Des analyses ont été faites afin de ressortir les contributions apportées par ce travail. Une méthodologie a été présentée afin de comprendre la suite des prochaines parties. Dans les prochains chapitres de cette thèse, nous proposerons des modèles et des algorithmes devant faciliter l'évaluation automatique et sans contact de la rugosité.



## **CHAPITRE 2**

### **VISION-BASED SURFACE ROUGHNESS INSPECTION OF MACHINED ALUMINUM PARTS**

Rene Kamguem, Victor Songmene, Jean-Pierre Kenne and Souheil Antoine Tahan

Département de génie mécanique, École de technologie supérieure

1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3

Article publié dans la revue “International Journal Machining and Machinability of Materials”, Vol. 12, No. 3, p. 215–235, 2012.

#### **Abstract**

This article presents an experimental research project which aims to control the roughness of aluminum parts produced by high-speed milling using vision data. A CCD camera is used to acquire images and a suitable processing system which uses machining data helps deriving information needed to estimate the surface roughness. A preliminary study on effect of machining parameters on part surface quality shows that roughness is influenced primarily by the feed per tooth, followed by the coating type used, and lastly, by workpiece material. In view of this information, we implemented a data processing tool allowing real time roughness estimation based on the image captured by a camera and the feed per tooth. This tool takes into account the type of workpiece material and the cutting tool used (coatings and geometry). The results are in good agreement with data obtained using a traditional contact measurement system. The overall results of this study would encourage developments in the field of robust 3D vision system for online measurement of roughness for industrial use.

**Keywords:** High-speed milling, aluminum alloys, tool coatings, vision system, design of experiment.

## 2.1 Introduction

Manufacturing processes and especially machining of metallic products play an important role on part surface integrity and thus on the part field performance. Cracks initiation and structure reliability are directly related to the quality of the surface (roughness and texture). Roughness measurement is generally performed off line in a metrology station using various technics and measuring devices, all being time consuming. The most used method in industrial application is the direct stylus roughness measuring method. However, this method has shown some limitations due to increasing requirements of better quality parts. These limitations include direct contact with the measured surface, risk of scratching the part surface and the requirement of an expert to choose an appropriate representative surface profile thereby making automation impossible. New acquisition techniques were thus developed in order to eradicate these defects. Today, there is optical profilometer (Poon et Bhushan, 1995), near-field optical microscopy (Poon et Bhushan, 1995), and spinning disk or laser scanning focal microscopy (Wilson, 1989). All these techniques allow the topography of a surface to be acquired at resolutions going all the way to microns. Indirect contactless methods are however more used in laboratories than in real industrial fields or at a machine-tool station.

The implementation of adaptive control strategies in manufacturing and in metal cutting has stimulated the development of on-line measuring techniques. These techniques require high speed data acquisition and processing technologies. The introduction of the laser into the measuring environment together with the apparition of optical semi-conductors sensors and better computer image processing systems motivate the use of part surface texture information for determining the surface roughness. The measurement of surfaces generated by conventional machining processes is not obvious, especially when this must be done directly at the machine-tool station.

Industrial vision is an interesting technology for roughness evaluation. This last decade, the use of vision for evaluating the roughness of machining parts has been increasing, but most

of the research works done in this field focused on turning operation only. This can be due partially to the fact that data processing is less demanding for turned parts where a line across the image could be sufficient for evaluating the part surface texture. The case of others machining processes such as milling has received much less attention compared to the turning process; Milling surface roughness models depend on large number of variables and this make the contactless roughness evaluation more delicate.

Although it has been demonstrated that surface roughness may be characterized by surface images, it is still difficult to obtain roughness values using vision-based technologies (Lee, Juan et Yu, 2002). The main problem lies in how to reliably measure the roughness of part surfaces. Lee *et al.* (2002) proposed a surface roughness measurement method based on image texture. Although their results showed the validity of the proposed approach in acquiring specific arithmetic roughness ( $R_a$ ) values, variations in results, depending on light or materials, were not addressed.

To obtain surface roughness data, Kumar *et al.* (2005c) introduced an image parameter into the regression analysis data. An exact relationship between the surface image captured and normal surface roughness has been applied to turning operations, using a fuzzy neural network (Shinn-Ying et al., 2002a) or a polynomial network. However, it has been shown that a quantitative evaluation of the surface roughness of images captured may be affected significantly where corrugated surfaces are present (Yim et Kim, 1994). In view of this defect, Bieri (2004) carried out research on a three-dimensional vision using structured light applied to quality control in production line. The “Temporal Phase Unwrapping” technique was applied, with satisfactory results. However, the use of this technique is only possible with an object that remains immobile and invariant during measurements, a fact which further limits its use on a production line. Fadare *et al.* (2009) developed a vision machine for the online measurement of surface roughness, with their work based on the use of five frequential characteristics extracted from the Fourier transform of the image obtained with a CCD camera. The ultimate goal of his work was to show that the optical roughness ( $G_a$ ) can be obtained using a neural network, with frequency characteristics and the tool load index

extracted on the image used as the inputs; however, the other difficulty lies in the ability to obtain the arithmetic roughness ( $R_a$ ) from this optical roughness parameter ( $G_a$ ).

This work aims to find the parameters that influence the part roughness during high-speed machining, then to develop a processing strategy that makes it possible to quickly and accurately estimate the quality of the surface of machined parts, without the need for direct contact measurement which usually add additional handling and therefore increase manufacturing costs and cycle time. The roughness parameters targeted in this study are the profile amplitude parameters ( $R_z$ ,  $R_t$ ,  $R_a$ ,  $R_k$ ,  $R_q$ ) and the spacing parameter ( $R_{sm}$ ). After presenting the experimental procedure in section 2, we will attempt to find and use the parameters influencing various roughness factors in the third part, along with a vision system for estimating the machined surface quality.

## 2.2 Experimental setup

The experiments were conducted on a CNC milling machine with 1g acceleration and a maximum rotational speed of 28000 rpm. The workpiece materials were aluminum alloys; their specific physical properties and chemical compositions are listed in Table 2.1. The cutting tool used was an end milling tool with 3 different coatings: TiCN, TiAlN and TiCN-Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-TiN (multilayers) (Table 1.2). A coating is used primarily to protect the tool during a machining operation. The machining of aluminum alloys generates heat levels of up to 600°C. One advantage of using coated tools is that it reduces the tool wear and the amount of heat transmitted into the tool. Coatings also have different tribological properties which could impact the generated part surface roughness.

Table 2.1 Characteristics of workpiece materials samples

Physical parameters	Materials		
	<i>Al 2024 – T351</i>	<i>Al 6061 – T6</i>	<i>Al 7075 – T6</i>
Composition	Cu 4.0, Mg 1.5, Mn 0.7, Si 0.5	Cu 0.3, Mg 1.0, Si 0.6, Cr 0.3	Cr 0.2, Cu 1.5, Mg 2.5, Zn 5.5
Brinell Hardness	120 (HB)	95 (HB)	150 (HB)
Elongation (%)	19	17	11
Yield strength	324 (MPa)	276 (MPa)	503 (MPa)
Mechanical resistance	469 (MPa)	310 (MPa)	572 (MPa)

Table 2.2 Characteristics of cutting tools

Cutting tool (Iscar Ref: E90A-D.75-W.75-M)			
Coatings	TiCN	TiAlN	TiCN+Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> +TiN
Nose radius r [mm]	r = 0.5	r = 0.83	r = 0.5
Inserts reference	IC 328	IC 908	IC 4050

The roughness profilometer used in this study for measuring the roughness of workpieces is presented in Figure 2.1b. The device is connected to a computer for roughness data recording and analysis. After machining, the roughness measurement of each part was carried out at four different points (Figure 2.2). The roughness profilometer was calibrated using a Mitutoyo precision reference specimen code No. 178-602 A with values of  $R_a$  (3.05 microns) and  $R_z$  (9.9 microns). It can be noted that the instrument precision and repeatability of measurements, indicated a tolerance limit of less than 3% on all measured parameters. The measurement and roughness evaluation conditions are presented in Figure 2.2. Four measurements were performed in the machining feed direction (Figure 2.2) for all the data presented in this article.

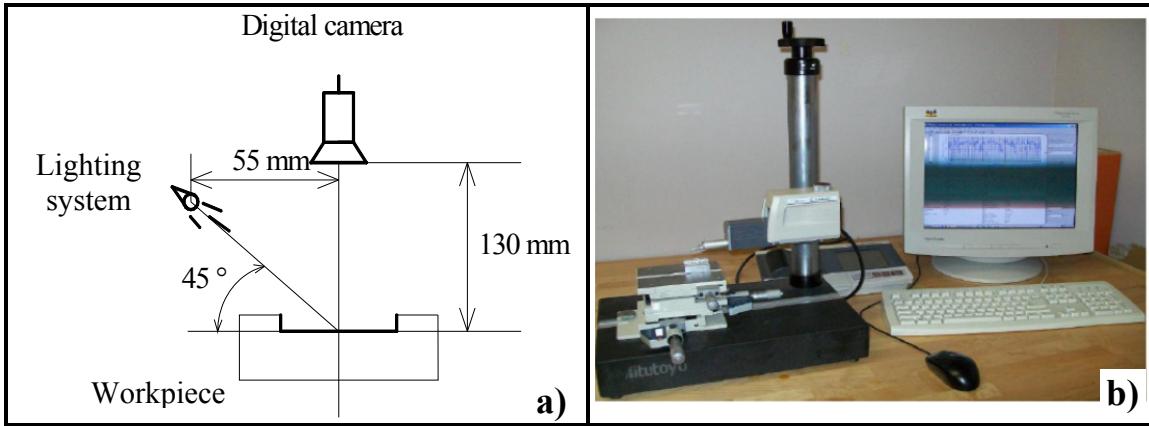


Figure 2.1 Experiment setup a) Schematic of the computer vision  
b) Roughness profilometer used in this study.

The quality of the parts tested was determined by controlling the machining process. The vision system consists of a CCD camera, an image processing software application, a computer and a video monitor. The image used for the processing of vision is taken with a camera and the digitized image is saved at a resolution of 512 x 480 pixels, with 8-bit pixel brightness, with each pixel having a specified amount of light.

### Planning of experiments and modeling

The experimental design used for this study is the full factorial design. Table 2.3 lists the factors studied and their levels. Most factors were set at three levels, except for the depth of cut, which was tested only at two levels. Figure 2.3 presents a representation of data and model from a typical DOE. Each experimental design is represented through a response, and the result is represented by an  $X$ -term matrix model and an associated matrix response as matrix  $Y$  (Figure 2.3). The influential factors in each test are represented as  $X_1, X_2, \dots, X_n$ . Changes in response of  $Y$  are represented by equations, based on these factors. The advantage of such an equation is that it allows the prediction of the responses in various machining conditions, which can serve as a starting point for optimization. The model can initially be approached by a second-order linear models (equation 2.1).

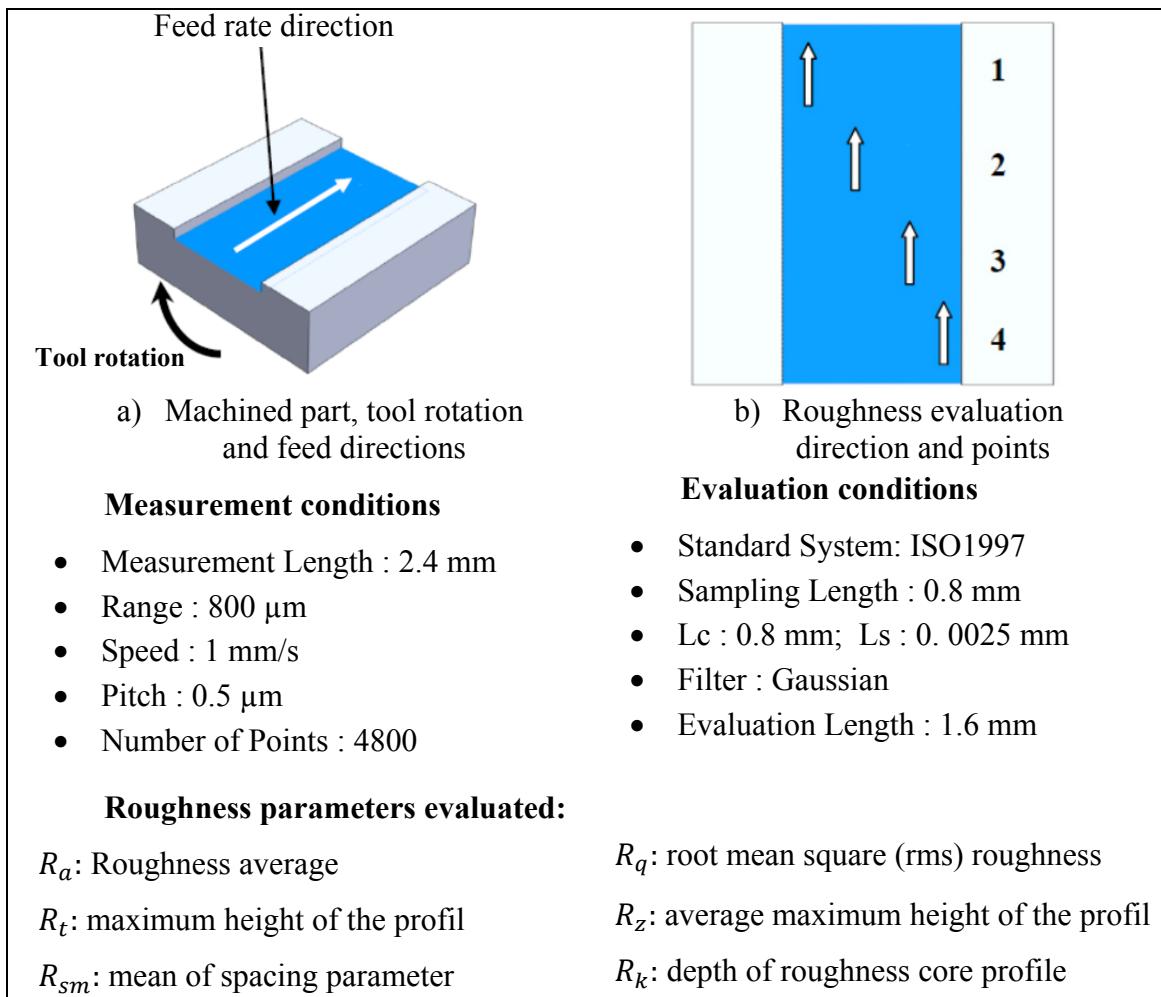


Figure 2.2 Roughness measurement procedure and evaluation condition.

Table 2.3 Range of variation factors and their levels

Cutting Parameters	Variables	Levels		
		Min	Middle	Max
Cutting speed	V (m/min)	300	750	1200
Feed/tooth	f (mm)	0.01	0.055	0.1
*Depth of cut	d (mm)	1	2	
Materials	Al	2024-T351	6061-T6	7075-T6
Tools	Code cut	1 TiCN	2 TiAlN	3 TiCN+Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> +TiN
	Code	1	2	3

\* The depth of cut varies only two levels (1 and 2 mm), while others have three levels of variation.

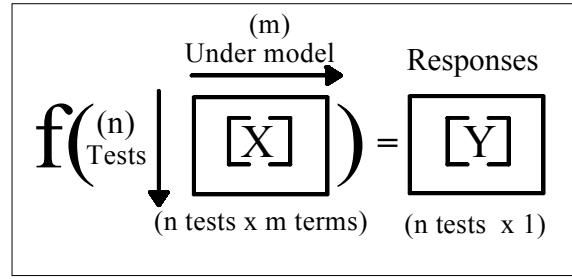


Figure 2.3 Experimental data representation.

$$Y_i = a_0 + \sum_{i=1}^4 a_i X_i + \sum_{i=1}^4 a_{ii} X_i^2 + \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 a_{ij} X_i X_j \quad (2.1)$$

- With:
- $Y_i$ : response system;
  - $X_i$ : coded variable for factor  $i$  (or  $j$ );
  - $a_i$ : effect of variable  $i$ ;
  - $a_{ii}$ : effect of quadratic term associated with factor  $i$ ;
  - $a_{ij}$ : interaction effect between  $i$  and  $j$ .

The effects of factors ( $a_i$ ,  $a_{ii}$  and  $a_{ij}$ ) are estimated by the least square method as follows:

$$\mathbf{a} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2.2)$$

- With:
- $\mathbf{a}$  : vector of the estimated effects ( $a_i$ ,  $a_{ii}$ ,  $a_{ij}$ )
  - $\mathbf{X}$  : matrix of independent variables
  - $\mathbf{Y}$  : matrix of responses

### 2.3 Parameters affecting the roughness measured using the Stylus

An analysis of the effect of the machining parameters on the roughness factors allows estimating each parameter's contribution to the response. This analysis is conducted using the Pareto, and allows to assess the main effects of the parameters on the factor studied. The Pareto diagram categorizes the importance of the parameters and their interactions on the roughness factors, in decreasing order.

Figure 2.4 presents the different Pareto graphics for the roughness parameters. This analysis allows us to identify the parameters' direct effects on the response. The critical level is 5%, meaning that we have a 95% confidence level. This analysis allows us to identify the parameters that significantly affect the response. The parameters having the greatest influence on all roughness factors are the feed per tooth, the type of coating used on the tool and the material type, with the depth of cut and its interactions playing only a minor role. This information is reassuring to us as we arrive at the same results as those found in the literature (Xavior et Adithan, 2009), which indicate that the arithmetic roughness  $R_a$  is primarily a function of the feed per tooth, with other important factors being the material and the coating of the cutting tool.

Figure 2.4 also presents the six main parameters as well as the primary effects of the feed per tooth, of the tool type and the material type on these parameters. The type of coating used on the tool is the second parameter, after the feed per tooth. We also see that the materials and the cutting tools behave in quadratic fashion, depending on the roughness. All the profile amplitude parameters of the roughness ( $R_z$ ,  $R_t$ ,  $R_a$ ,  $R_k$ ,  $R_q$  and  $R_{sm}$ ) are affected in the same manner by the main tested factors (see direct effects of feed, material and tool; Figure 2.4).

This information, which is derived from experiments and from the literature, will make it possible for us to develop models allowing performing vision-based inspection of machined surfaces.

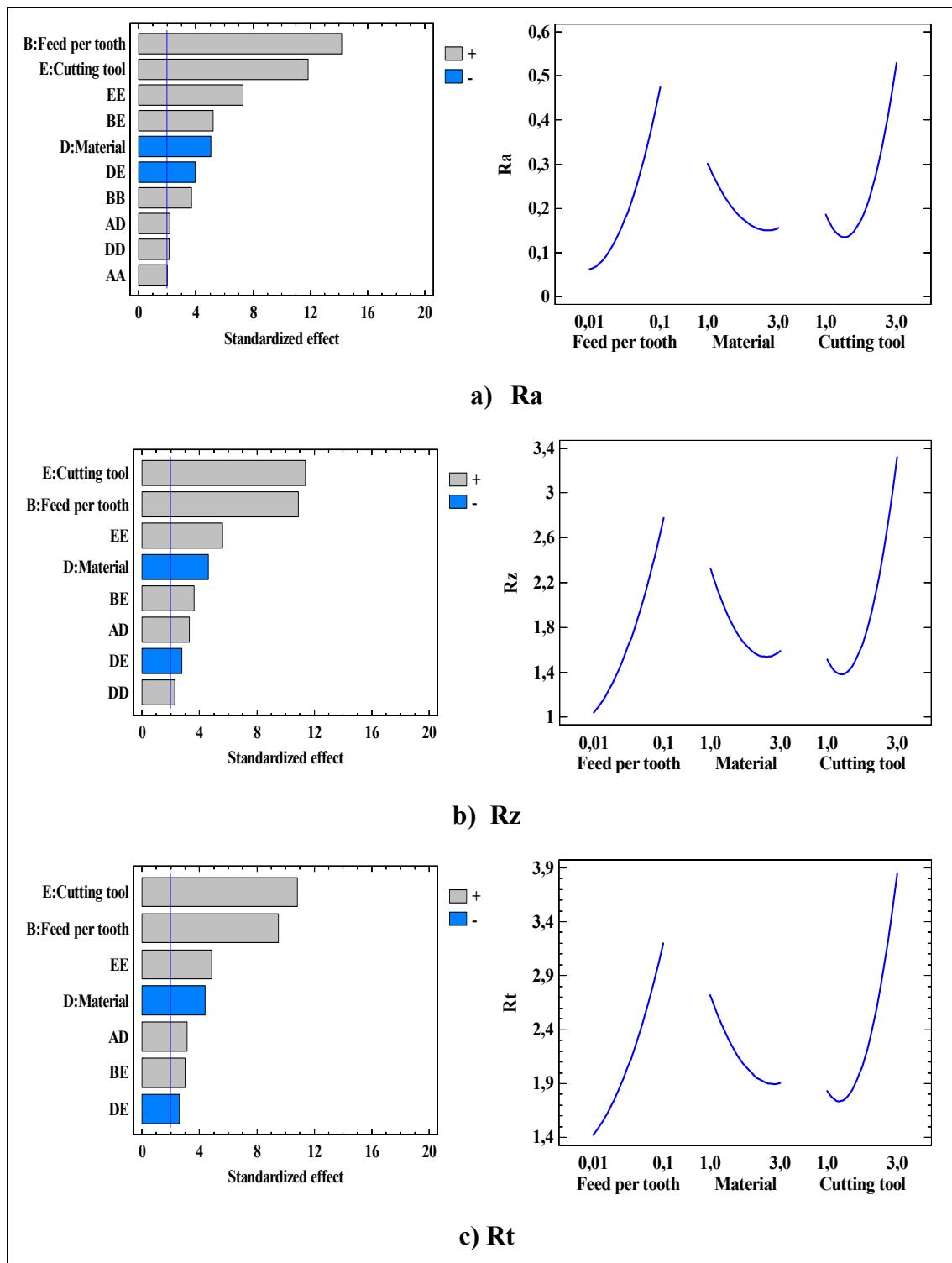


Figure 2.4 Effect of machining parameters on roughness factors.

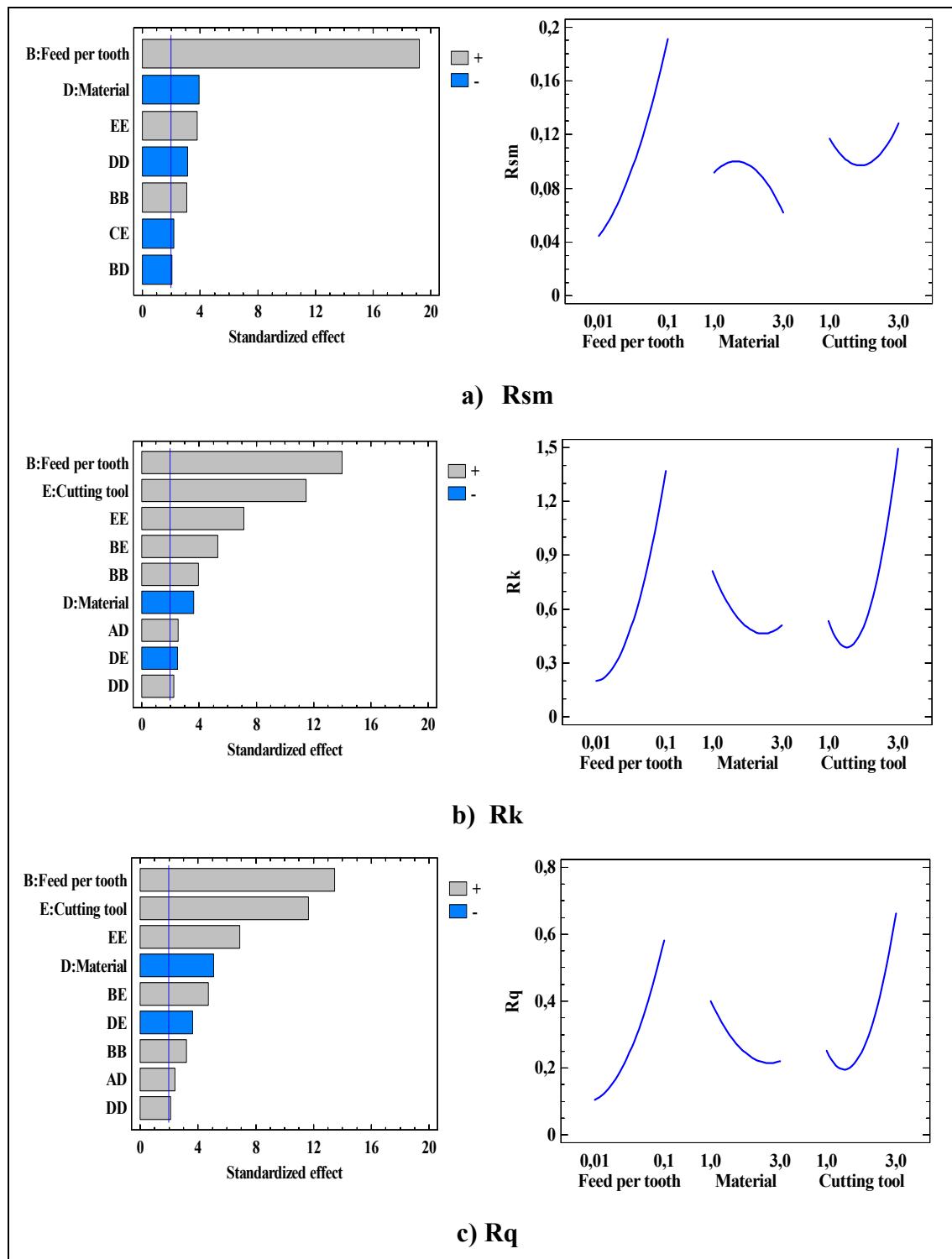


Figure 2.5 Effect of machining parameters on roughness factors.

## 2.4 Vision-based quality control of machined surface

To be able to perform a vision-based estimation of the  $R_x$  factor of the roughness, we must show that the  $R_x$  can be a function of a  $G_a$ , linked to the image of the machined surface and to cutting factors, through the model:

$$R_x = G_a \cdot f(\text{speed}, \text{feed}, \text{depth}, \text{material}, \text{tool}) \quad (2.3)$$

### Estimation of the arithmetic roughness $R_a$

The mean arithmetic roughness  $R_a$  is the most widely used surface finish parameter by researchers and by industry. The arithmetic mean of the absolute value of the height of the irregularities roughness is measured by:

$$R_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i| \quad (2.4)$$

With:

$y_i$ : height of the roughness of the irregularities of the average value

$n$  : number of data sampled

The characteristics of the image surface, also known as the grey level mean (Hoy et Yu, 1991), (Priya et Ramamoorthy, 2007) will be used to predict the roughness of the actual surface of the part. The grey level mean,  $G_a$ , can be expressed as:

$$G_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |G_i| \quad (2.5)$$

Where  $G_i$  is the grey level of the image of the surface and can be rewritten as in equation (6).

$$G_a = \frac{1}{n} \sum [ |g_1 - g_m| + |g_2 - g_m| + \dots + |g_n - g_m| ] \quad (2.6)$$

Where  $g_1, g_2, \dots g_n$  are the grey level values of the image along a line and  $g_m$  is the average of the grey values, and is determined by:

$$g_m = \frac{1}{n} \sum (g_1 + g_2 + \dots + g_n) \quad (2.7)$$

The grey level average  $G_a$  is calculated for a surface element when the image of the surface is captured.

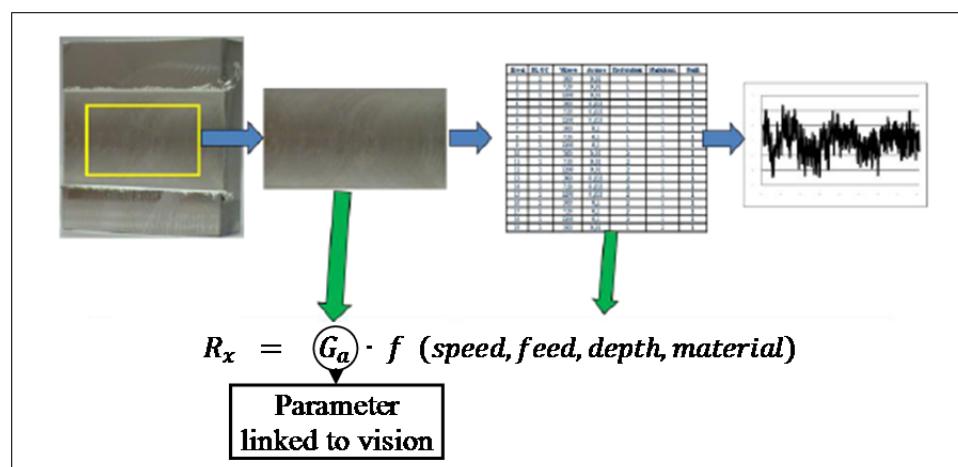


Figure 2.6 Model determination principle.

Although there is no direct significant correlation between  $G_a$  and the roughness (about 50%), a significant variation is seen in the grey level, depending on the feed per tooth (Figure 2.6).

### Results analysis

We will determine the part's arithmetic roughness value from the  $G_a$  value calculated based on the image of the surface of the part obtained through the vision and on the cutting conditions. We can postulate from equation (2.3), and knowing that the arithmetic roughness is wholly dependent on the feed per tooth (Figure 2.4) that:

$$R_a = G_a \frac{1}{f} K \quad \Rightarrow \quad K = \frac{R_a \cdot f}{G_a} \quad (2.8)$$

As an answer to our system, we will adopt the parameter of the image  $R_{im}$  such that:

$$R_{im} = \frac{1}{K} = \frac{G_a}{R_a \cdot f} \quad (2.9)$$

An analysis of the behavior of the machining parameters based on  $R_{im}$  allows us to estimate the contribution of each parameter on the value of  $R_{im}$ . This analysis is conducted using the Pareto, and allows us to evaluate the main effects of the parameters as well as those of their interactions on the  $R_{im}$  factor.

The level of alpha error is predetermined  $\alpha = 5\%$ , meaning that there is a 95% confidence level. All the parameters and interactions at a level below this limit are insignificant, and are not taken into account. Once the insignificant parameters and interactions are eliminated, we obtain the graphs in Figure 2.7.

The main effects are the feed per tooth, the material, and the quadratic action of the cutting tool, with the actions of the depth of cut and of the cutting rate being insignificant. It is observed that the vision parameter is influenced not only by the feed per tooth, but also by the qualitative variables, the material, and the type of coating used on the cutting tool. To ensure a proper mathematical prediction of the vision factor, we shall limit our study to each type of material and to each type of coating.

Since the feed per tooth (as well as the quadratic action of the feed) are the most influential factors in the  $R_{im}$  vision parameter (Figure 2.7), we harmonized the influential factors down to just the feed per tooth, which provides the result in Table 2.4. The models explain between 72 and 95% of the variability of our vision parameter ( $R_{im}$ ).

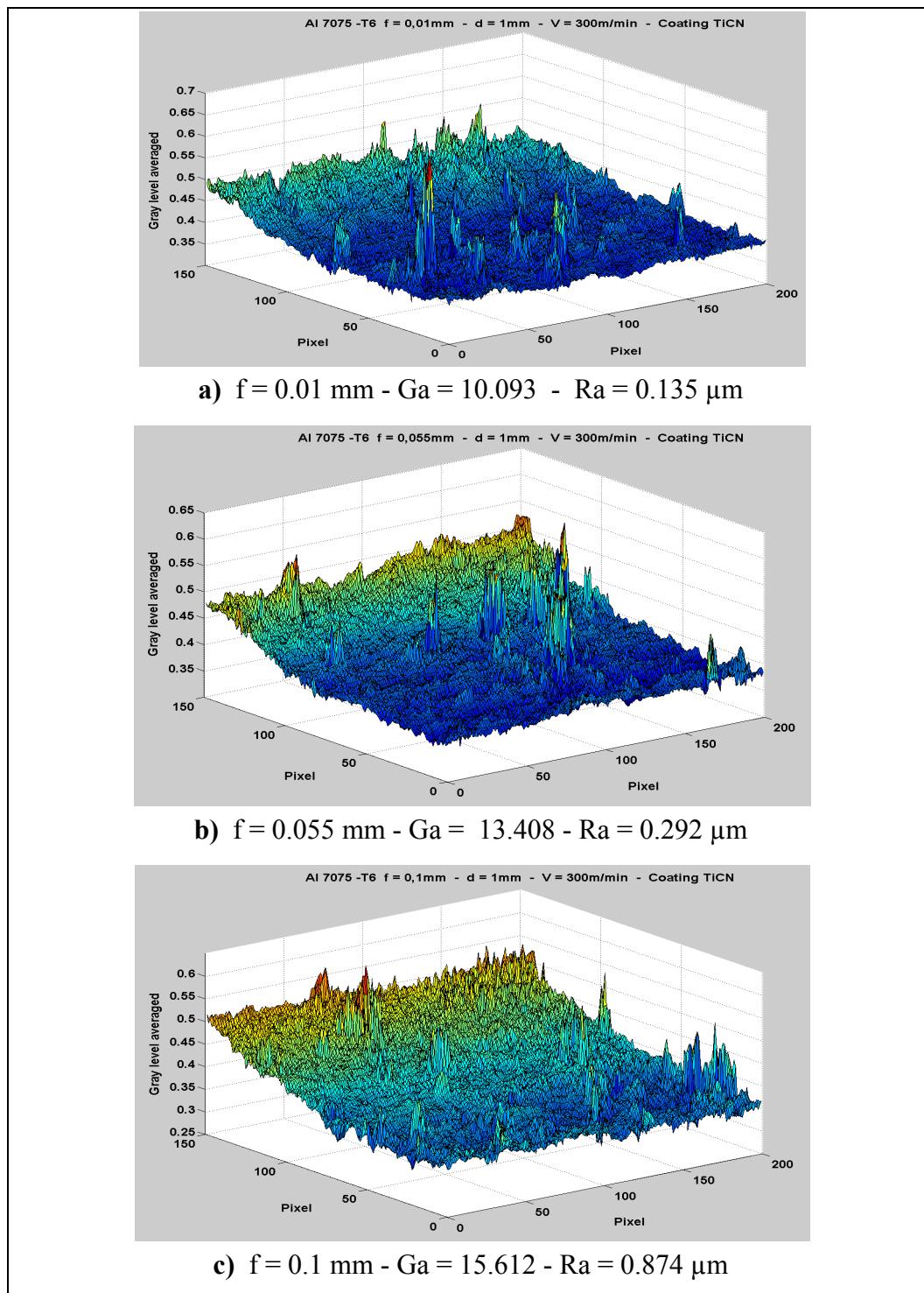


Figure 2.7 Effect of feed per tooth on the grey level value.

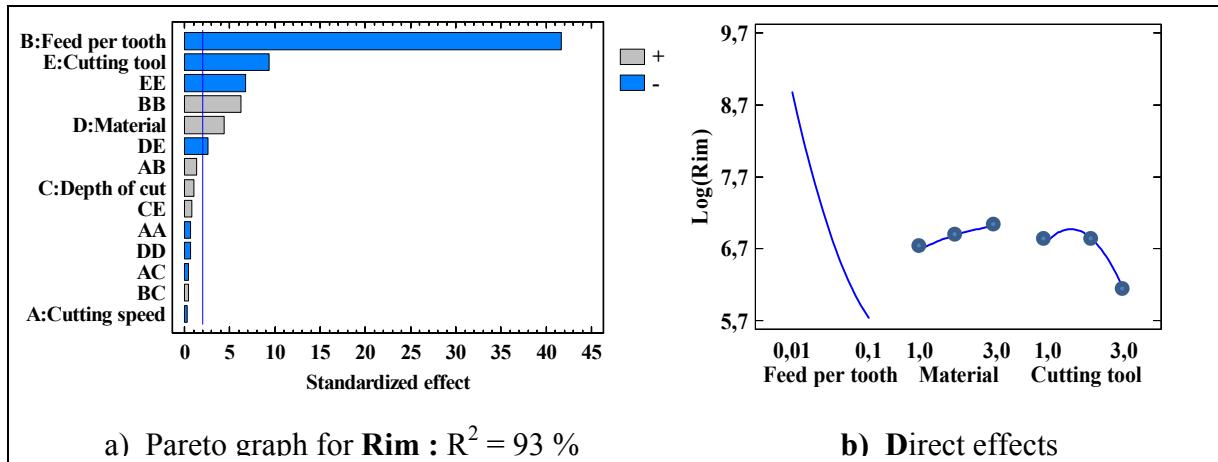


Figure 2.8 Pareto and direct effects following transformation of vision factors.

Table 2.4 Summary of empirical equations for the vision parameter

Cutting tool coating	Material	Vision parameter equations $R_{im} = R_{im}(f)$	$R^2(\%)$
TiCN $r_e = 0.5 \text{ mm}$	Al 2024 - T351	$f * (6093.86 - 146267 * f + 869481 * f^2)$	96
	Al 6061-T6	$f * (11317.2 - 270282 * f + 1697580 * f^2)$	91
	Al 7075-T6	$f * (9142 - 217692 * f + 1294470 * f^2)$	94
TiAlN $r_e = 0.83 \text{ mm}$	Al 2024 - T351	$f * (7230.69 - 179883 * f + 1113290 * f^2)$	72
	Al 6061-T6	$f * (8976.13 - 228885 * f + 1421480 * f^2)$	74
	Al 7075-T6	$f * (8987.53 - 208288 * f + 1237780 * f^2)$	89
TiCN+Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> +TiN $r_e = 0.5 \text{ mm}$	Al 2024 - T351	$f * (3991.34 - 97816.5 * f + 591814 * f^2)$	93
	Al 6061-T6	$f * (8987.53 - 208288 * f + 1237780 * f^2)$	92
	Al 7075-T6	$f * (5649.12 - 146185 * f + 910434 * f^2)$	83

#### 2.4.1 Modelling of equations of prediction of surface finish by vision ( $R_a)_v$

The arithmetic roughness is obtained from the vision parameter through the following relation:

$$(R_a)_v = \frac{G_a}{R_{im}f} \quad (2.10)$$

The roughness obtained by the vision  $(R_a)_v$  is determined by equation 2.10. The vision-based roughness prediction models developed are compared with experimental data; the correlation graphs in Figure 2.9 show the variation between the predicted and the experimental parameters. The model behaves very well. The results obtained were compared with theoretical models of  $R_a$  (Boothroyd et Anthony, 2006)), Figure 2.10.

$$\text{Boothroyd : } R_a = \frac{0.0642(f \cdot Z)^2}{D} \quad (2.11)$$

With: Boothroyd : Theoretical average roughness ( $R_a$ ) in milling

$Z$  : Number of cutting tool teeth

$D$  : Cutting tool diameter

In general, the theoretical model (Eq. 2.11) underestimate the arithmetic roughness ( $R_a$ ) compared to empirical models (Figure 2.10). Similar results were obtained with the other tested tools (TiAlN,  $r_e = 0.83$  mm; TiCN+Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>+TiN,  $r_e = 0.5$  mm) and for all the tested aluminum alloys.

The difference on results (vision compared to Stylus, Figure 2.10) could be due to the measuring error. It is in fact quite difficult to evaluate the roughness exactly at the same place of the part (using Stylus and Vision). This is critical in milling since the chip load vary along the width of cut therefore the feed marks are spaced unevenly and so varies the roughness.

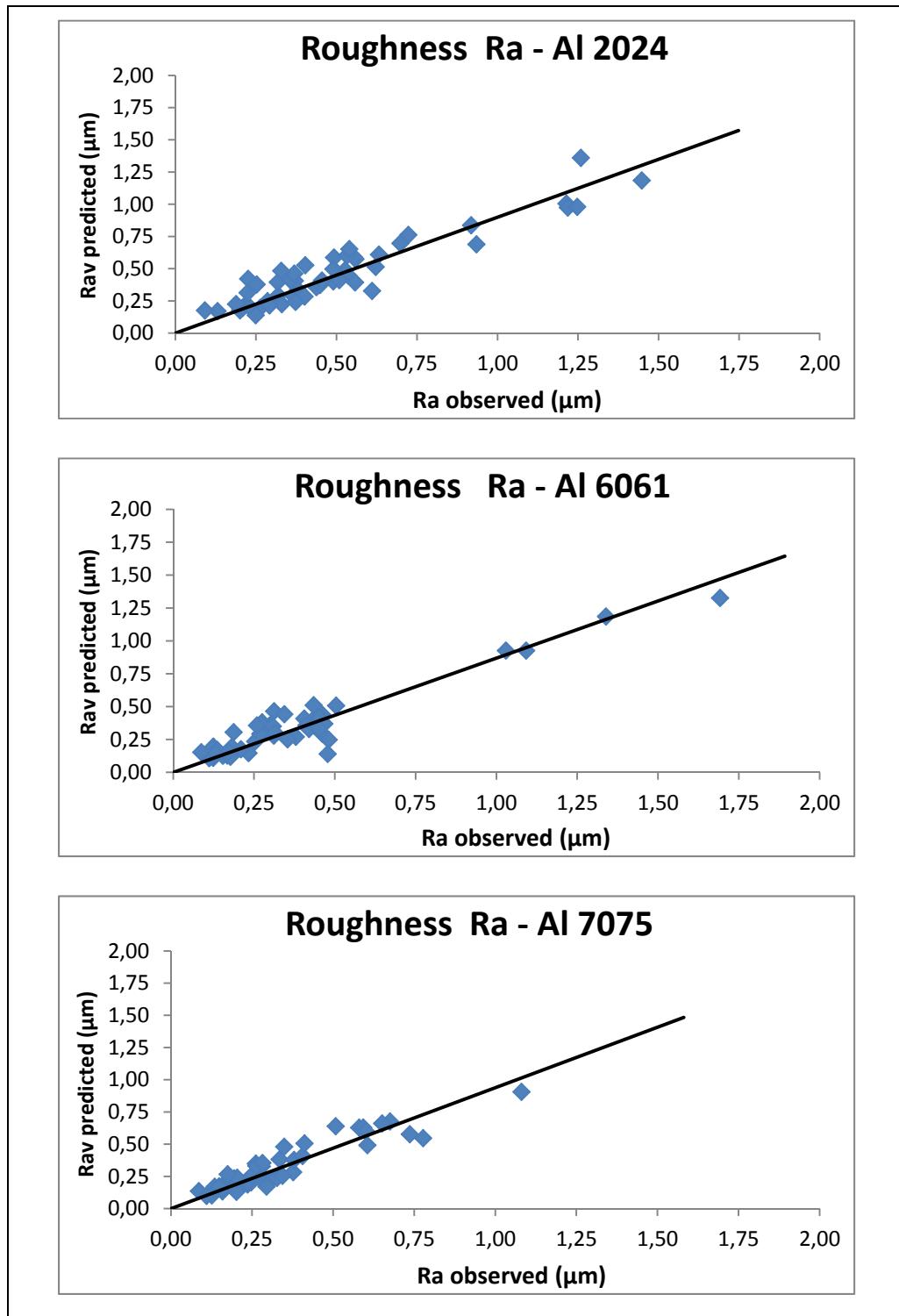


Figure 2.10 Comparison of experimental  $R_a$  values with predicted values (Eq. 2.10) for each aluminum workpiece material and all tested tools.

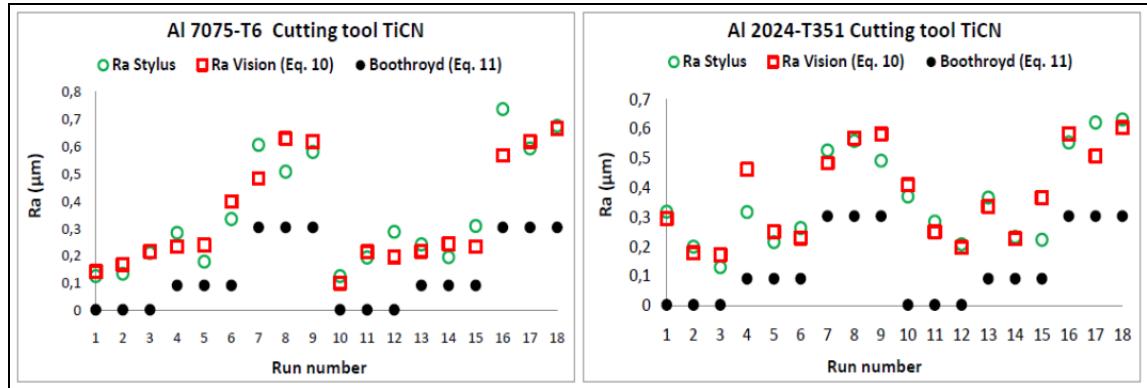


Figure 2.11 Comparison between the values measured with the Stylus, the vision-based values and theoretical models (Eqs. 2.10 and 2.11).

#### 2.4.2 Roughness prediction equations from regression between $R_{im}$ and $f$

From Figure 2.7, the most significant factors for the vision parameter  $R_{im}$  are the feed per tooth and the type of tool used. For each tool, a simple regression model between the vision parameter  $R_{im}$  and the feed per tooth  $f$  can be found. The graph of the regression model for  $R_{im}$  for the 2024-material when using the tool coated with TiCN is presented in Figure 2.11. The R-square statistic indicates that the adjusted model accounts for 98.3% of the variability in  $R_{im}$ . The correlation coefficient is equal to -0.99, indicating a strong relationship between the variables.

From the equation of  $R_{im}$ :

$$R_{im} = e^{(10,03 - 15,47 * f^{1/2})} \quad (2.12)$$

$$R_a = \frac{G_a}{R_{im} * f} \Rightarrow R_a = \frac{G_a}{22000 * f * e^{(-15,5 * f^{1/2})}} \quad (2.13)$$

$$R_{a\_Al2024-TiCN} = \frac{G_a}{22000f * e^{(-15,5 * f^{1/2})}} \quad R^2 = 98 \% \quad (2.14)$$

An identical calculation done with other parameters produced the equations presented in Table 2.5. These equations are more compact, more practical, and are in good agreement with roughness value obtained using Stylus measurement (Figure 2.12). Similar transformations were performed on the other roughness parameters (the amplitude parameters ( $R_z$ ,  $R_t$ ,  $R_k$ ,  $R_q$ ) and the spacing parameter  $R_{sm}$ ) and the result is presented in Figure 2.13. Once again, the values of these parameters obtained from the image of the machined surface behave well in comparison with the values obtained through the Stylus measurement.

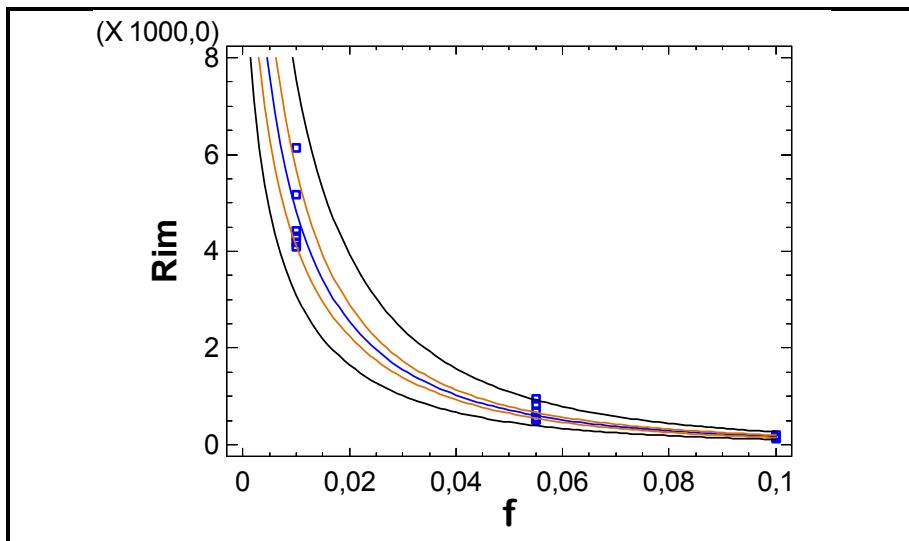


Figure 2.12 Graph of adjusted  $R_{im}$  model based on feed rate (f).

Table 2.5 Simplified vision parameter predictive equations

Cutting tool coating	Material	Vision parameter equations ( $R_{tm}$ )	$R^2$ (%)
TiCN $r_e = 0.5 \text{ mm}$	Al 2024-T351	$e^{10 - 15.47 * f^{0.5}}$	98
	Al 6061-T6	$(-61.8 - 33.6 * \log(f))^2$	95
	Al 7075-T6	$e^{10.3 - 14.3 * f^{0.5}}$	98
TiAlN $r_e = 0.83 \text{ mm}$	Al 2024-T351	$e^{3.2 - 1.2 * \log(f)}$	90
	Al 6061-T6	$e^{2.7 - 1.3 * \log(f)}$	91
	Al 7075-T6	$e^{10 - 12 * f^{0.5}}$	96
TiCN+Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> +TiN $r_e = 0.5 \text{ mm}$	Al 2024-T351	$e^{9.4 - 14.7 * f^{0.5}}$	97
	Al 6061-T6	$e^{8.4 - 36.3 * f}$	97
	Al 7075-T6	$e^{9.9 - 16.5 * f^{0.5}}$	91

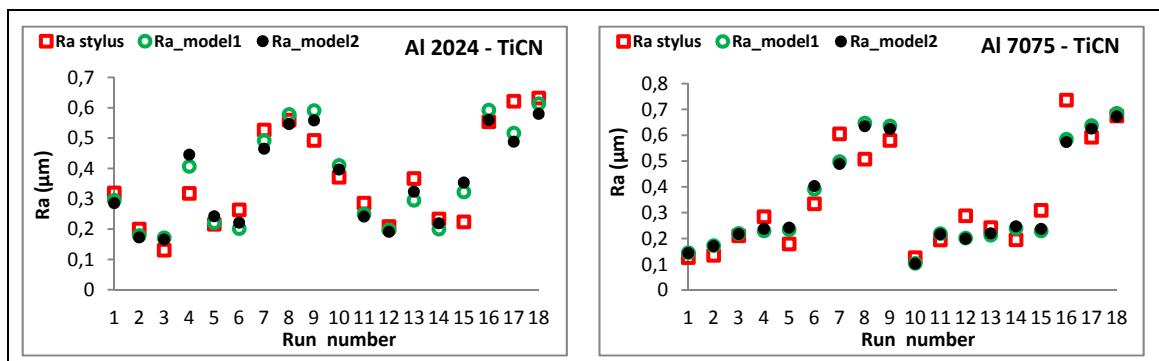


Figure 2.13 Comparison between Ra measured with the Stylus and the vision-based values (Ra\_model1 based on Table 2.5 data; Ra\_model2 based on Table 2.6).

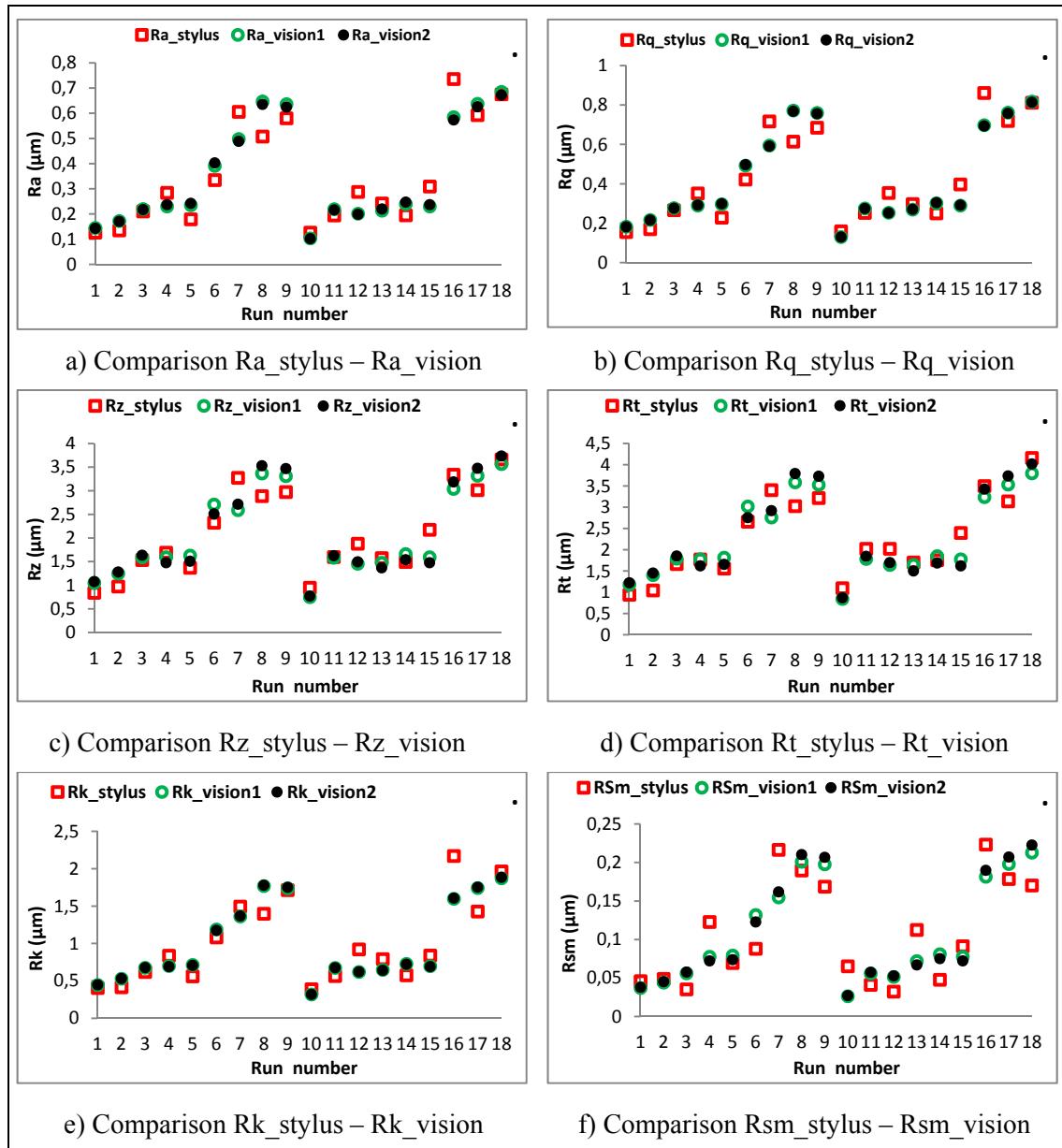


Figure 2.14 Variation between the different modes of estimation of roughness for 7075-T6 aluminum machined with a TiCN-coated tool.

## 2.5 Conclusion

At the end of this experimental work on examining the surface quality of aluminum alloys in high-speed milling, we have proven that:

- The theoretical milling model based on feed and tool geometry underestimates the arithmetic roughness ( $R_a$ ) compared to empirical models.
- The roughness is strongly influenced by the feed per tooth; the arithmetic roughness  $R_a$  can be estimated, knowing the feed per tooth, from surface image obtained with a vision system.
- The geometry of the cutting tool and the type of material machined affect the image captured by a vision system.
- The other amplitude parameters ( $R_z$ ,  $R_t$ ,  $R_k$ ,  $R_q$ ) of the profile can also be estimated, as can the spacing parameter  $R_{sm}$ , using similar models.

A good correlation is also observed for various roughness values. The models developed constitute a reliable starting point which can be easily adaptable on a machine-tool for determining, through a vision system, the surface roughness of aluminum alloys machined at high speed with different coated cutting tools.



## **CHAPITRE 3**

### **EVALUATION OF MACHINED PART SURFACE ROUGHNESS USING IMAGE TEXTURE GRADIENT FACTOR**

Rene Kamguem, Souheil Antoine Tahan, and Victor Songmene

Département de génie mécanique, École de technologie supérieure

1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3

Article publié dans la revue “International Journal of Precision Engineering and Manufacturing,” Vol. 14, Issue 2, pp 183-190, 2013.

#### **Abstract**

In mechanical manufacturing, the state of a machined part surface is very crucial, particularly in aeronautics, and as a result, great care must be exercised in its measurement. Over the past few years, many research studies have been carried out to mitigate the disadvantages (contact, off-line inspection, speed of limited measurement) inherent in the classic measurement of the roughness by contact with a stylus. The contribution of this paper is to demonstrate the feasibility of the contactless inspection of part surface roughness using an optical microscope. Unlike most works in the domain that use image average of grey level and the average cycle of the texture, a new image characteristic named the gradient factor of the image is defined and used to estimate the part roughness parameters. The effect of the vision system parameters on image quality is investigated then the statistical characteristics of the images best describing the machined surface are determined and used to estimate the roughness parameters. The study shows that several roughness parameters ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_p$ ,  $R_t$  and  $R_z$ ) can be estimated using only image-extracted features and models, without the need to know the machining parameters used to generate the surface. The results obtained with the vision system are comparable to those obtained with a stylus contact surface roughness measurement system, and could help in the online monitoring of the surface roughness.

**Keywords:** Turning, Surface roughness, Machine vision, Texture feature extraction, Gradient factor of surface, Average texture cycle

### 3.1 Introduction

The surface quality (roughness and texture) is a very important quality required for parts produced in the mechanical field, especially in aeronautics. Crack initiation, and consequently the reliability of structures, is directly related to the quality of the surface. Roughness plays a central role in the functional attributes of parts, performance and production costs as well as mechanical properties. It is the main parameter characterizing the quality of a surface, and provides an indication of quality assurance for the manufacturing process.

Before the nineties, mechanical sensors were the only instruments used to explore the surface roughness of materials on a micrometer scale. They made it possible to acquire surface profiles on which the variations of roughness were quantified, but quickly showed their limitations when faced with increasing demands for quality. There are many disadvantages inherent in this method, including intervention by an expert to choose the most representative profiles of the surface, thus preventing any automation; direct physical contact with the surface, with limits of speed of measurement; the scratch by the point of the real profile of the sample.

To overcome the disadvantages arising from the use of the stylus in roughness measurement, several surface analysis techniques have been developed including scanning electron microscopy (Cornet et Deville, 1998), near field microscopy (Poon et Bhushan, 1995), and optical techniques (Sungdo et al., 2000). These techniques are currently used to measure the surface roughness of parts both in research and in industry, but most of the time off-line. The most likely way of carrying out an “on-line”-type measurement of the roughness of machined surfaces is using an optical device.

Despite the high number of works that have tried to establish a relationship between the image of the surface and its roughness ((Zhisheng et al., 2009), (Luk, Huynh et North, 1989), (Gadelmawla, 2004), (Dhanasekar et Ramamoorthy, 2008)), obtaining roughness values using vision-based technology is still at the research stage. Lee *et al.* (2002) proposed a method to evaluate the surface roughness using image texture. Their result showed the validity of the approach suggested to reach precise values of the arithmetic roughness  $R_a$ , but variations in results, depending on the light intensity or the material were not addressed. Kumar *et al.* (2005a) introduced the parameter  $G_a$  of the image data in the regression analysis to obtain the surface roughness. A good relationship between the captured image of the surface and the surface roughness was determined in real turning operations using a fuzzy neural network (Shinn-Ying et al., 2002b) or a polynomial network (Lee et Tarng, 2001b). After evaluating the influence of the inclination of the surface, Priya (2007) used five (5) characteristics from the Fourier transform of the gray level of the image to assess the roughness of the surface from a neural network. Because of the difficulty to obtain high quality image, the estimation of surface quality using this method is not very accurate. Given the mitigated results obtained by Priya (Priya et Ramamoorthy, 2007), Fadare *et al.* (Fadare et Oni, 2009) added to the characteristics used by Priya, an index of tool wear extracted from the tool image. They also developed a machine vision for online roughness measurement. Their work was based on the use of five frequency characteristics extracted from the Fourier transform of the image obtained by a CCD camera, and it was ultimately intended to show that the optical roughness  $G_a$  can be obtained using a neural network having as input the frequency characteristics and the index of tool wear on the extracted image. Despite these successes, the question of reaching the arithmetic roughness  $R_a$  from the optical roughness  $G_a$  remains open.

Palani (Palani et Natarajan, 2010), after having extracted the characteristics of images of a milled surface, used a neural network to predict the roughness of the machined surface. Kamguem *et al.* (Kamguem, 2012) confirmed those results during the milling of aluminum alloys, but their model included the feed per tooth. The main problem associated with the work by (Palani et Natarajan, 2010) and (Kamguem, 2012) lay in the use of machining

parameters in the model, which limit the use of the model if the machining parameters are not known.

The objective of this work is to develop a measurement and analyzing procedure and models for estimating the surface roughness parameters of turned parts using vision and without the need to know the machining parameters. The results of the developed procedure are compared with those obtained using conventional profilometers with a mechanical stylus.

### 3.2 Experimental protocol

#### 3.2.1 Sample preparation

The experiments were carried out on Ø140 mm X 300 mm long cylindrical parts, machined on a lathe CNC Mazak® Integrex 200 III ST (maximum speed of revolution: 5000 rev/min; power: 30 HP). The studied part was made of 6061 alloy aluminum, which has a wide range of aircraft, aerospace and defense applications (Figure 3.1). 15 pieces in all were produced with dimensions of Ø138 mm X 60 mm. The cutting conditions used are presented in Table 3.1. This table shows three levels of cutting speed ( $V_c$ ) 250, 600 and 100 m/min, the feed ( $F$ ) ranging from 0.152 mm/rev to 0.635 mm/rev and depth of cut ( $DOC$ ) ranging from 1 mm to 3 mm. The cutting tool used is reference ISO DPGT-11T304HP with TiB<sub>2</sub> PVD coating and nose radius is 0.4 mm.

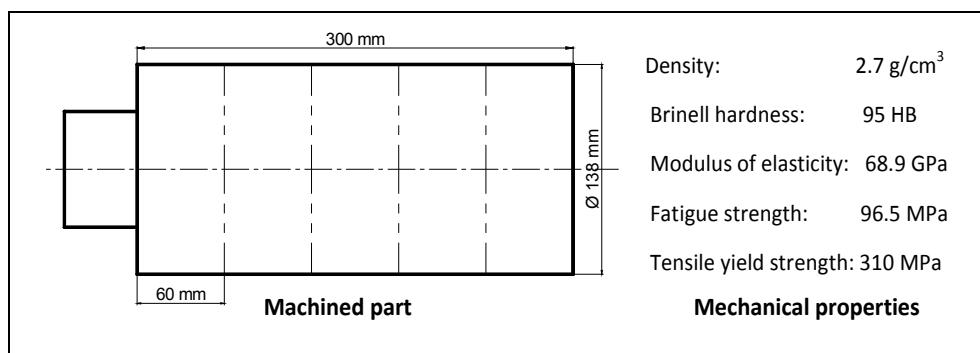


Figure 3.1 Geometry and mechanical properties of machined sample.

Table 3.1 Cutting conditions used for the machining of samples and roughness values (measured with stylus)

<b>Samples</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>9</b>	<b>10</b>	<b>11</b>	<b>13</b>	<b>14</b>	<b>15</b>
$V_c$ m/min	250	250	250	250	250	600	600	1000	1000	1000	1000	1000
$F_{mm/rev}$	0.15	0.20	0.28	0.30	0.33	0.35	0.40	0.50	0.53	0.58	0.61	0.63
$DOC$ mm	3	3	3	3	3	2	2	1	1	1	1	1
$R_a$ $\mu\text{m}$	1.89	3.26	6.36	7.73	8.91	10.74	13.20	18.29	20.06	22.15	23.41	24.32

### 3.2.2 Roughness measuring equipment

To compare our measurements, a roughness profilometer was used in this study (Mitutoyo® Surftest SJ-400). The digital processing of the measurements was performed using the SURFPAK-SJ surface roughness analysis program. After machining, the roughness of each piece was measured at three different points. The roughness profilometer was gauged by using the reference specimen of Mitutoyo® Code No. 178-602 with  $R_a$  values of (3.05  $\mu\text{m}$ ) and  $R_z$  (9.9  $\mu\text{m}$ ). The results showed good repeatability (<1% on all the parameters measured).

### 3.2.3 Image capture

The vision system used was composed of a VHX-500FE Keyence® brand microscope (Figure 3.2), an image processing software application (Matlab®) and a PC. The images used for processing (Figure 3.3-5) were taken with the microscope, digitized and stored at a 1600 X 1200 resolution, with a 24-bit pixel brightness. Each pixel had a precise quantity of light. The format to be used for analysis had a resolution of 700 X 700 pixels.

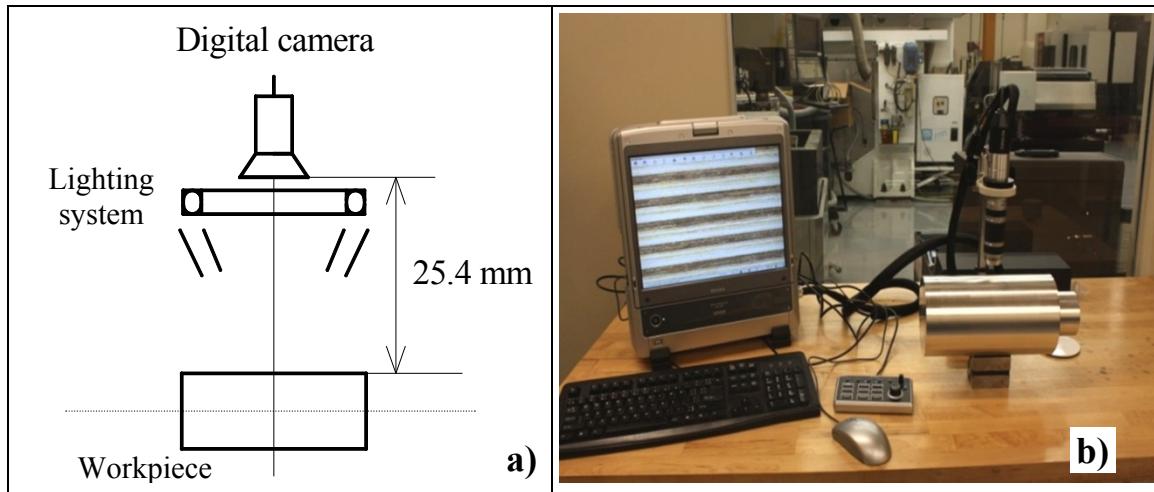


Figure 3.2 Image taken using the microscope Keyence.

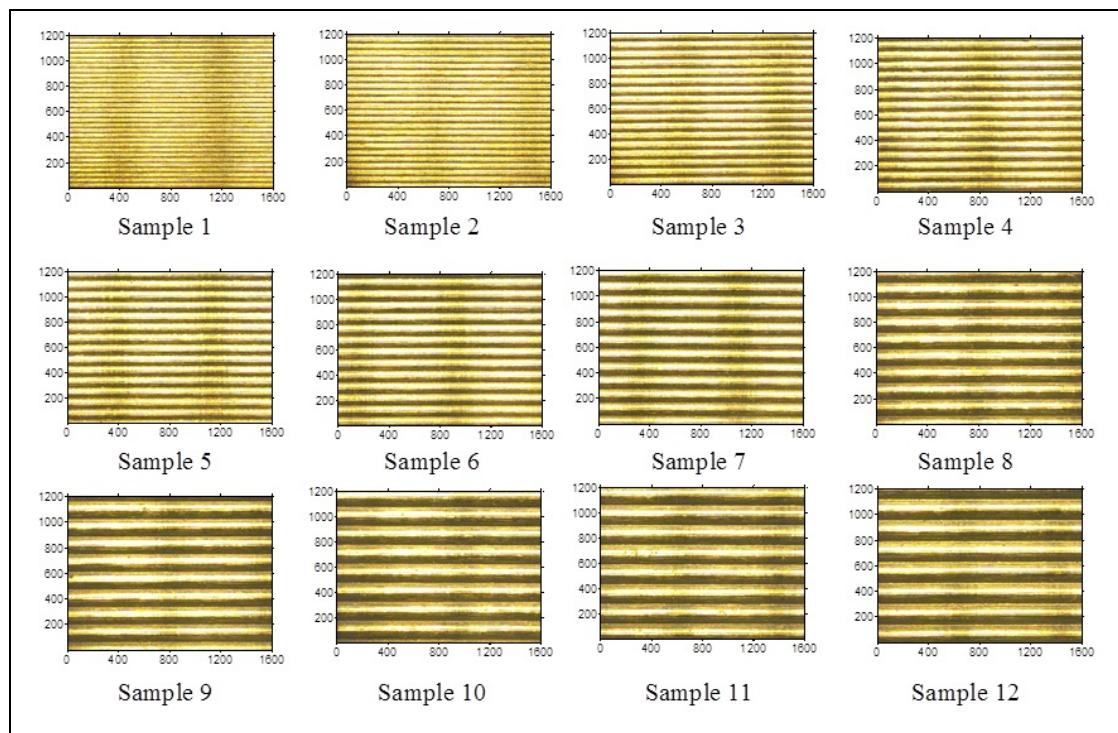


Figure 3.3 Image with a 50X magnification of machined samples.

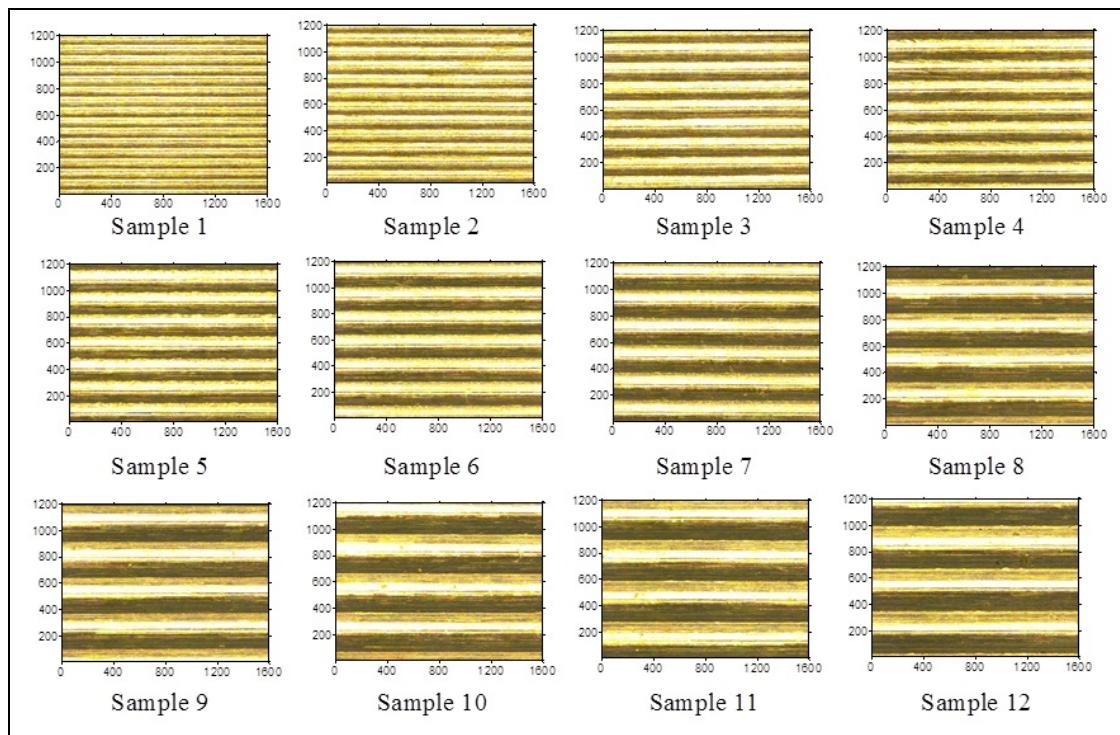


Figure 3.4 Image with a 100X magnification of machined samples.

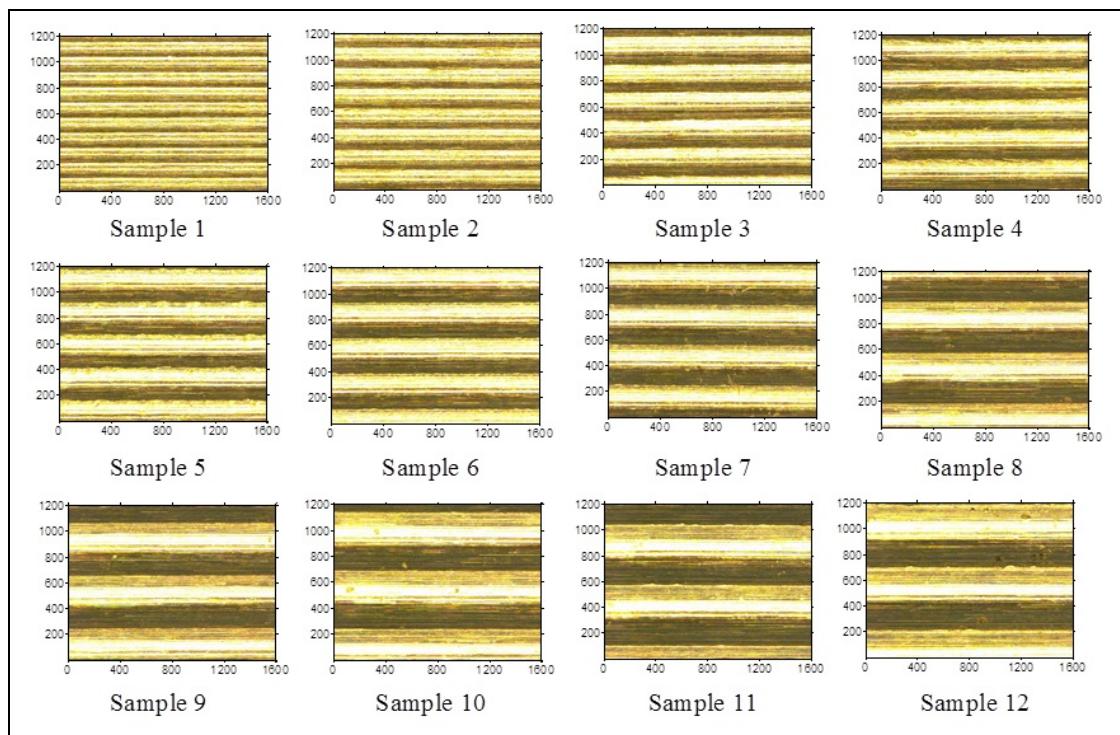


Figure 3.5 Image with a 150X magnification of machined samples.

### 3.3 Extraction of texture features

To evaluate the roughness of the machined surface with optical techniques, the characteristics are extracted from the image of surface captured and subsequently processed to estimate the roughness value.

Three characteristics will be studied: the gradient factor of the surface ( $F_d$ ) corresponding to the variation of the material to the surface measured by the change of light on the surface (Figure 3.6), the average cycle of texture ( $Ctm$ ) corresponding to the number of cycles per unit area (Figure 3.6), and the average gray level ( $G_a$ ).

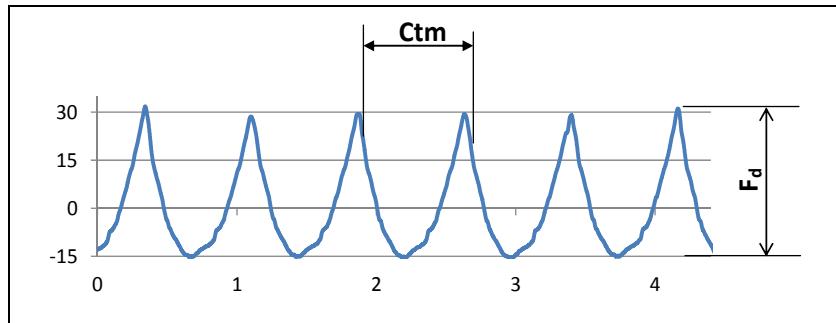


Figure 3.6 Characteristics evaluated on the samples images

#### 3.3.1 Gradient factor of surface

The authors have proposed a new method for estimating the surface roughness parameters using gradient factor of surface ( $F_d$ ) derived from thresholds equations developed by Otsu (Otsu, 1979). With the images all taken under the same conditions, the binarisation should enable us to get an idea of the depth of gradient on our surface. To exploit this information, Otsu's binarisation method is used to develop the gradient factor of the surface. In image processing, Otsu thresholding method is used to automatically determine the optimal threshold for converting the intensity of a gray image into a binary image. It is based on the shape of the histogram of the image. The algorithm assumes that the image is made up of two basic classes, a foreground and a background. It calculates an optimal threshold value that

minimizes the weighted average of the intra-class variance of these two classes. It can mathematically be proven that minimizing the intra-class variance gives the same result as maximizing the variance between classes (Otsu, 1979).

Let  $\omega_0$  and  $\omega_1$  be the estimates of the probabilities of two classes, 0 and 1:

$$\omega_0 = \sum_{i=1}^k P_i = \omega(k) \quad et \quad \omega_1 = \sum_{i=k+1}^L P_i = 1 - \omega(k) \quad (3.1)$$

$\mu_0$  and  $\mu_1$  are the estimators of the average of classes 0 and 1:

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^k \frac{iP_i}{\omega_0} = \frac{\mu(k)}{\omega(k)} \quad et \quad \mu_1 = \sum_{i=k+1}^L \frac{iP_i}{\omega_1} = \frac{\mu_T - \mu(k)}{1 - \omega(k)} \quad (3.2)$$

$\sigma_0^2$  and  $\sigma_1^2$  are the estimators of the variances of individual classes 0 and 1:

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^k [i - \mu_0]^2 \frac{P_i}{\omega_0} \quad et \quad \sigma_1^2 = \sum_{i=k+1}^L [i - \mu_1]^2 \frac{P_i}{\omega_1} \quad (3.3)$$

The quantity  $P_i$  represents the histogram of the image. The problem of minimization of the variance in the classes can be expressed as a difference between the total variance and intra-class variance.

$$\sigma_b^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2, \quad \sigma_b^2(k) = \frac{[\mu_T \cdot \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \quad (3.4)$$

$$\mu_T = \mu(L) = \sum_{i=1}^L iP_i \quad (3.5)$$

The optimal thresholding limit is obtained through the standardized index of the maximum value of  $\sigma_b^2(k)$ . This algorithm has as the advantage the speed of execution, because the method operates on histograms which are entireties or floating length 256. It requires uniform lighting and a bimodal histogram.

The gradient factor of surface  $F_d$  (Figure 3.7) which is a characteristic used to differentiate our samples can be defined:

$$F_d = \frac{[\max(\sigma_b^2)]^3}{[\sum_{i=1}^L [P_i \cdot i^2 - (\bar{P}_i)^2]]^3 \cdot [\text{Ind}_{\text{norm}} \max(\sigma_b^2)]^{\alpha^2}} \quad (3.6)$$

( $\alpha$  depends on the type of lighting and takes the value 1 or -1).

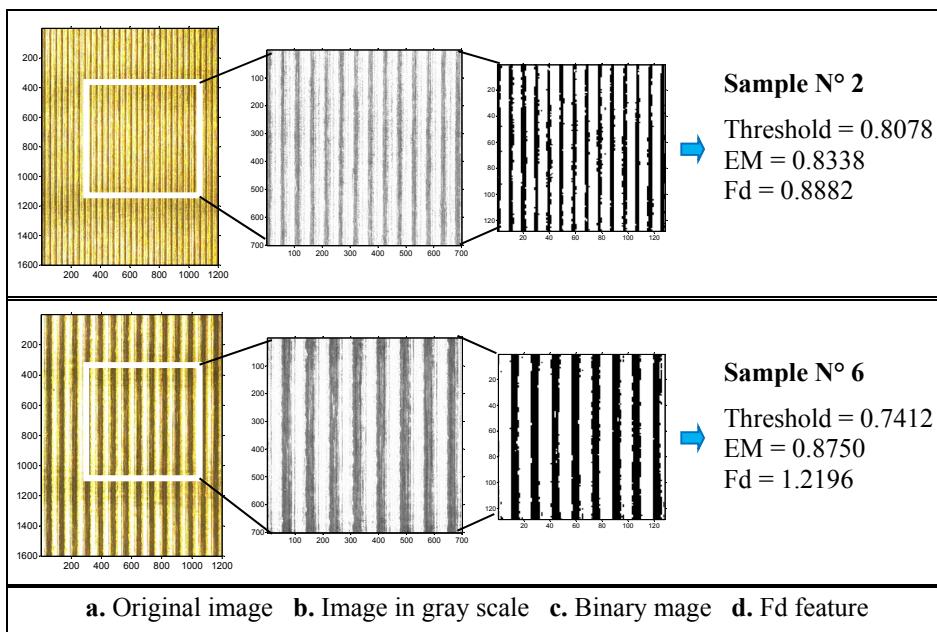


Figure 3.7 Example of processing the gradient factor of surface

### 3.3.2 Average Texture Cycle

An approach based on the principle of the Average Texture Cycle (*Ctm*) (Figure 3.8) was proposed (Zhang et Zhou, 2010). The approach consists in converting the surface image into a binary image, and for each column, keeping the value of the dominating pixel, and then calculating the average value of the cycle [0 1]. The result of this treatment will also be considered as an input (factor) of the surface roughness determination algorithm (response) proposed by the authors of this work. For example, and according to data from the image in Figure 3.8, the *Ctm* will be calculated as:

$$Ctm = \frac{\Sigma \text{pixels in a group}}{\text{Number of couple group}} = \frac{4 + 5 + 5}{3} = 4.666 \quad (3.7)$$

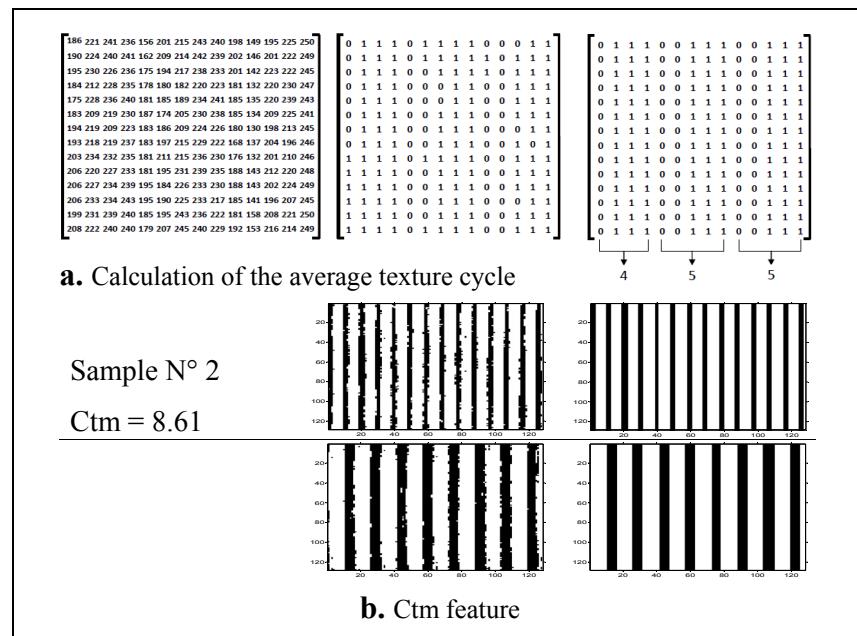


Figure 3.8 Example of processing of the average texture cycle

### 3.3.3 Average arithmetic of gray level ( $G_a$ )

The average arithmetic of gray level is determined by:

$$G_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |G_i| \quad (3.8)$$

Where  $G_i$  is the gray level of the surface of the image (Hoy et Yu, 1991). The level  $G_a$  will be estimated as follows:

$$G_a = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n (|g_1 - g_m| + |g_2 - g_m| + \dots + |g_n - g_m|) \right] \quad (3.9)$$

$$g_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g_i \quad (3.10)$$

Where  $g_i$  is the gray level value of the surface of the image along the line  $i$  and  $g_m$  is the total average of the gray value. The average arithmetic of gray level  $G_a$  (Figure 3.9) is calculated for all surfaces when the image of the surface is captured.

These characteristics of the image will be analyzed to detect the conditions granting them the best coefficients of correlation with the arithmetic roughness  $R_a$  for use in the evaluation by vision of the roughness of the machined surface.

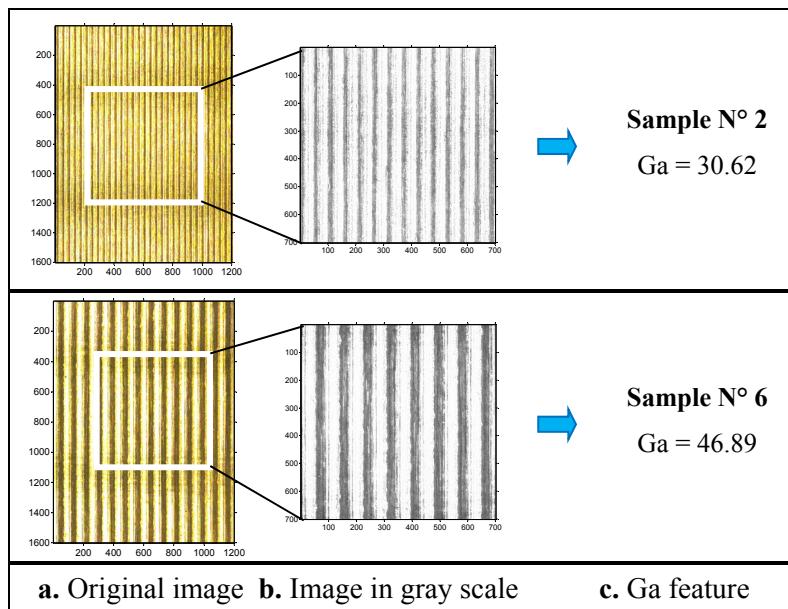


Figure 3.9 Example of processing the Average arithmetic gray level

### 3.4 Results and discussion

The work consists in determining the characteristics which allow the optimal evaluation of the characteristics of roughness from an image taken by a Keyence® microscope. In this section, the models and the comparison between the estimated and the measured roughness parameters are presented.

#### 3.4.1 Analysis of the correlation between $R_a$ measured with stylus and image characteristics

To determine the relationship between the characteristics of 12 selected specimens and the arithmetic roughness  $R_a$ , a graph describing the relationship between roughness values  $R_a$  and the values for each attribute was plotted (Figure 3.10). Since non-linear correlations were obtained, the Kendall's rank correlation between the value of each characteristic and the value of the average roughness  $R_a$  (Table 3.2) was also examined following the relation:

$$\tau = \frac{\frac{1}{2}N(N-1) - d_{\Delta}(p_i, p_j)}{\frac{1}{2}N(N-1)} = 1 - \frac{2 * d_{\Delta}(p_i, p_j)}{N(N-1)} \quad (3.11)$$

The symmetric difference distance between two sets of ordered pairs  $p_i$  and  $p_j$  is denoted  $d_{\Delta}(p_i, p_j)$ , where  $p_i$ ,  $p_j$  are the data sets of  $R_a$  and texture features, respectively.

Table 3.2 Coefficient of correlation between the characteristics and the average roughness  $R_a$  depending on the magnification of images

Texture features	x 50		x 100		x 150	
	Kendall	Pearson	Kendall	Pearson	Kendall	Pearson
$F_d$	<b>97</b>	94	85	85	76	84
$Ctm$	<b>97</b>	88	69	77	26	51
$G_a$	<b>97</b>	90	82	89	61	77

It can be seen from Table 3.2 that the best rate of correlation is obtained for a 50X coefficient of magnification for each of the three characteristics selected. When the magnification is too high, the microstructure is captured instead of the surface profile which makes it difficult to estimate the surface roughness parameters from the image. Consequently, to maximize the evaluation of the roughness it will be necessary to choose the 50X magnification. It should, however note that this operation must be carried out for each measurement range as well as for each material used for calibration.

### 3.4.2 Estimation of roughness

It can be deduced from the graphs plotted in Figure 10, the correlation equations between  $R_a$  and the characteristics of texture  $F_d$ ,  $Ctm$  and  $G_a$  (Eq 12-14). The values of  $R_a$  can then be evaluated from these equations. The other particularity of this study is that it depends on these characteristics for use in optimizing the results. The value of average roughness  $R_a$  could thus be estimated from the texture of the image obtained using either one of the equations (Eq 12-14):

$$R_a = 5 F_d^{3.36} \quad (3.12)$$

$$R_a = 0.006 Ctm^{-2.96} \quad (3.13)$$

$$R_a = 0.0001 G_a^3 \quad (3.14)$$

To validate our model, we used three new samples. The values of the average arithmetic roughness  $R_a$  of these three samples are 5.37, 11.80 and 21.37 microns, respectively. Table 3.3 presents, for each texture characteristic studied, the value of  $R_a$  as measured with the stylus, the value of  $R_a$  as estimated by the models identified (Eq 12-14), as well as the percentage of error. The percentage of error is defined by the relation:

$$\text{Error (\%)} = \frac{R_{a-\text{measured}} - R_{a-\text{estimated}}}{R_{a-\text{measured}}} \times 100 \quad (3.15)$$

It can be deduced from Table 3.3 that the maximum percentage of error between the measured value and the estimated value of  $R_a$  lies between 1% and 17%. One concluded on a good capacity prediction for our three models (Figure 3.11) especially for low values from roughness. This therefore presents a simple model for industrial use. The profiles of some representative samples (identified in Figure 3.11) are presented in Figure 3.13. Both the proposed models based on vision and the mechanical measuring stylus method were able to depict the differences in those profiles

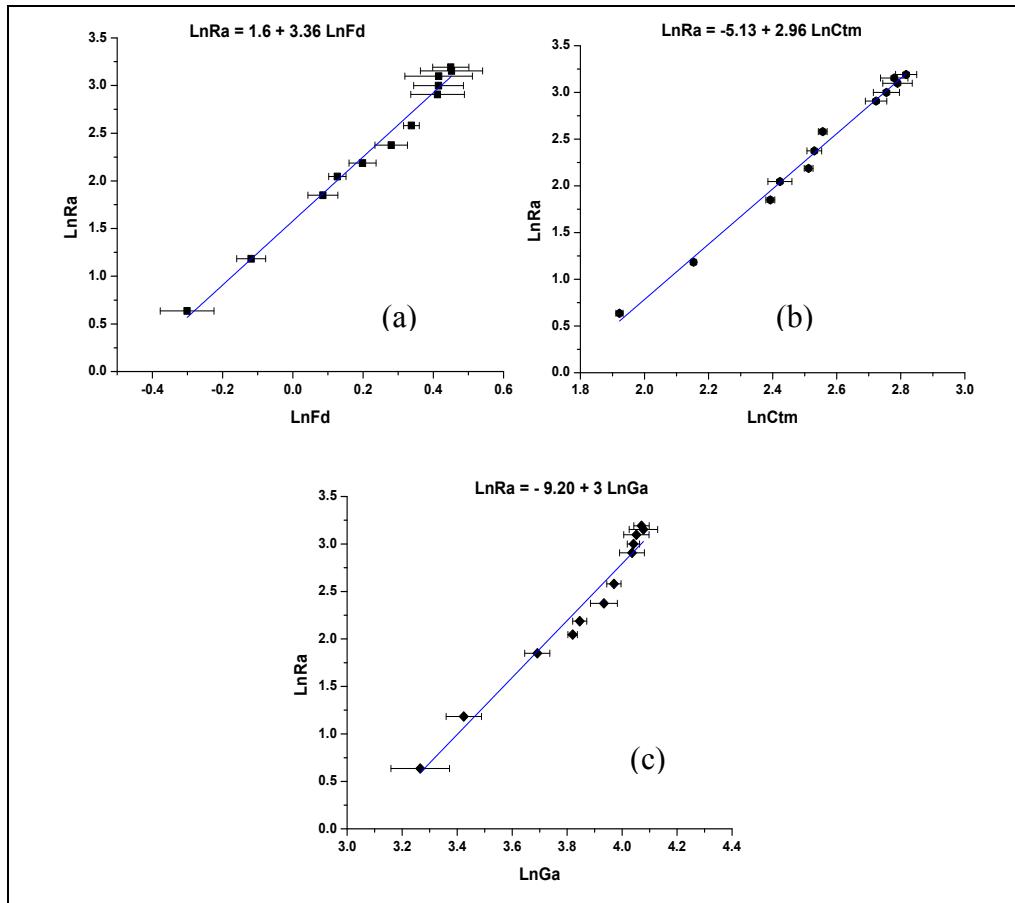


Figure 3.10 Relationships between the new characteristics of the texture developed and the average arithmetic roughness  $R_a$ :  
(a)  $F_d$  ( $R^2 = 98\%$ ), (b)  $Ctm$  ( $R^2 = 99\%$ ), (c)  $G_a$  ( $R^2 = 97\%$ ).

Table 3.3 Comparison between measured and estimated values (Eq 12-14)

Image texture features	Sample 1, $R_a = 5.37 \mu m$			Sample 2, $R_a = 11.80 \mu m$			Sample 3, $R_a = 21.37 \mu m$		
	feature value	$R_a$ predicted	Error (%)	feature value	$R_a$ predicted	Error (%)	feature value	$R_a$ predicted	Error (%)
$F_d$	1.046	5.81	<b>8.1 %</b>	1.3548	13.86	<b>17.3 %</b>	1.495	19.31	<b>9.6 %</b>
$Ctm$	9.94	5.39	<b>0.2 %</b>	12.44	10.99	<b>6.9 %</b>	15.38	19.68	<b>7.9 %</b>
$G_a$	37.5	5.28	<b>1.7 %</b>	52	14.06	<b>14.0 %</b>	56.8	18.33	<b>14.2 %</b>

Similar analyses have been performed in this study for other parameters, such as the average roughness square deviation of the profile ( $R_q$ ), the maximum height of the roughness profile ( $R_z$ ), the total height of the roughness profile ( $R_t$ ) and the Maximum Profile Peak Height ( $R_p$ ). Models have been developed to allow and estimation of these parameters (Table 3.4). To validate these models, we compared the values measured with the stylus with those values obtained by the proposed models. The results an presented in Table 3.5.

Contrary to previous work (Kamguem, 2012) and which made it possible to include a machining parameter (feed per tooth) in the roughness evaluation model, this study shows that roughness parameters can be estimated using only the characteristics extracted from images and models, without knowing the machining parameter initially used to generate the surface.

The capacity to develop models for other roughness parameters allows the possibility of realizing 3D roughness modeling because in certain cases (lubrication, friction, etc.), the average arithmetic of roughness ( $R_a$ ) is not enough to allow a definition of the surface quality, and other toughness parameters need to be sought.

Now that the models for other roughness parameters (Table 3.4) are developed and validated on the same samples as previously (Table 3.5), we present in Figure 3.12 the comparison between the values measured using a stylus and values estimated through our vision models for the parameters  $R_z$  and  $R_q$ . Very good correlations were obtained: more than 98% for the characteristic  $Ctm$  for both parameters, about 97% for the characteristic  $F_d$ , and more than 93% for the characteristic  $G_a$ . Figure 3.13 contains also the results from the representative samples profiles presented in Figure 3.13.

.

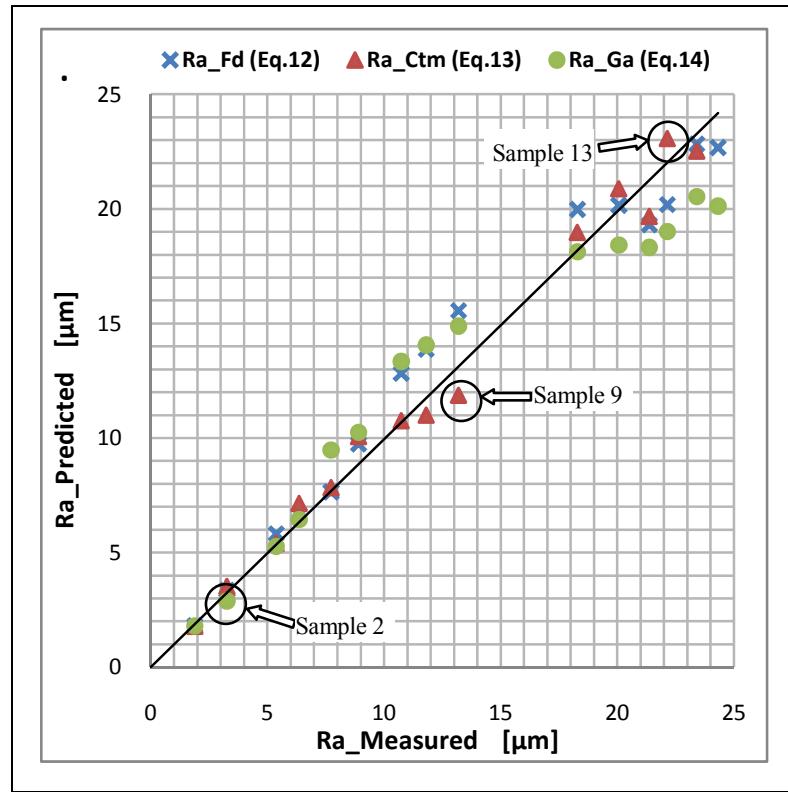


Figure 3.11 Comparison between measured and estimated values using the proposed vision models (Eq. 3.12 - 3.14)

Table 3.4 All the models developed for other roughness parameters

Parameters	Characteristics		
	$F_d$	$Ctm$	$G_a$
$R_t$	$R_t = 20 F_d^{3.45}$	$R_t = 0.03 Ctm^{-2.89}$	$R_t = 0.0005 G_a^{2.94}$
$R_z$	$R_z = 20 F_d^{3.2}$	$R_z = 0.03 Ctm^{-2.87}$	$R_z = 0.0005 G_a^{2.95}$
$R_p$	$R_p = 12 F_d^{3.55}$	$R_p = 0.01 Ctm^{-3.15}$	$R_p = 0.0001 G_a^{3.24}$
$R_q$	$R_q = 5 F_d^{3.37}$	$R_q = 0.007 Ctm^{-2.96}$	$R_q = 0.0001 G_a^{3.03}$

Table 3.5 Comparison between the measured value and the value estimated by vision of three samples for the parameters  $R_q$  and  $R_z$

Image texture features	Characteristic values	Predicted roughness	Error (%)	Characteristic values	Predicted roughness	Error (%)	Characteristic values	Predicted roughness	Error (%)
	Sample 1, $R_q = 6.3 \mu\text{m}$			Sample 2, $R_q = 13.7 \mu\text{m}$			Sample 3, $R_q = 25.2 \mu\text{m}$		
$F_d$	1.046	5.9	6.3	1.3548	15.3	-12.1	1.495	22.2	12.1
$Ctm$	0.1005	6.3	0.2	0.079	12.8	6.4	0.0649	22.9	9.2
$G_a$	37.5	5.9	6.5	52	15.9	-15.4	56.8	20.9	18.2
Sample 1, $R_t = 23.1 \mu\text{m}$			Sample 2, $R_t = 47.3 \mu\text{m}$			Sample 3, $R_t = 85.6 \mu\text{m}$			
$F_d$	1.046	24.1	-4.6	1.3548	55.9	-18.1	1.495	77.1	10.0
$Ctm$	0.1005	22.9	0.4	0.079	46.0	2.8	0.0649	81.2	5.1
$G_a$	37.5	21.2	7.9	52	55.4	-17.1	56.8	71.9	16.0

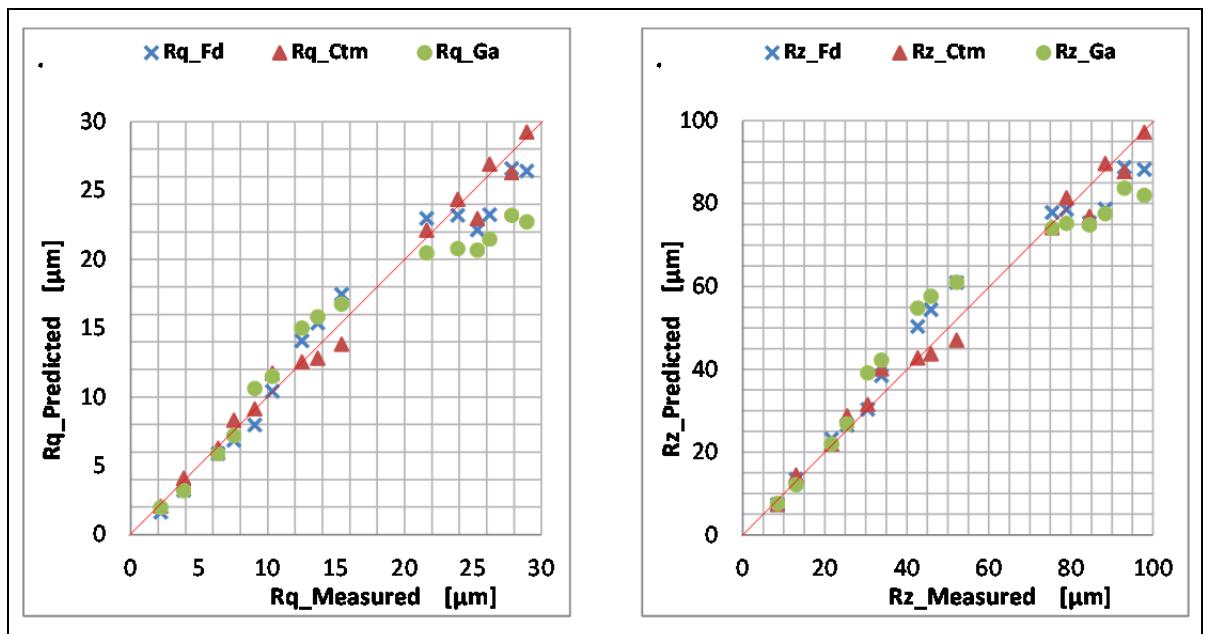


Figure 3.12 Comparison between the measured value and the value estimated by the vision of all samples for the parameters  $R_q$  and  $R_z$ .

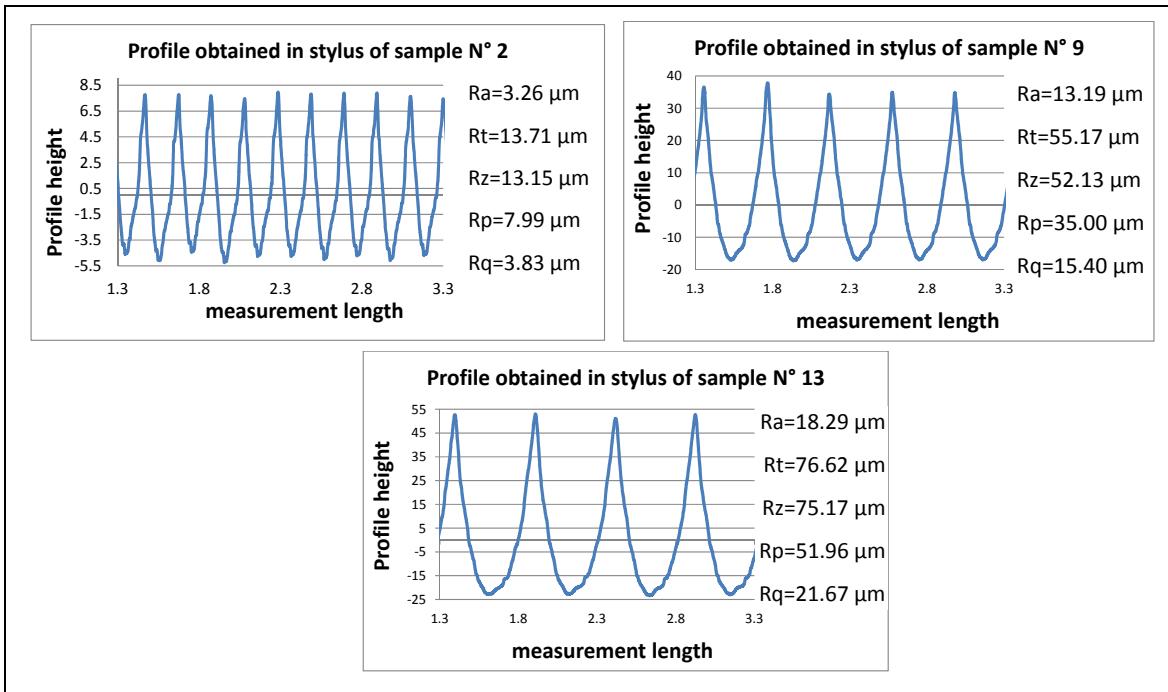


Figure 3.13 Profiles of samples 2, 9 and 13 and their roughness parameters

### 3.5 Conclusions

This work enabled to develop a measurement system from an optical microscope and a post-processing algorithm having the potential to evaluate, quickly and without contact, the surface roughness of machined parts. After image processing, a set of metrics were extracted and various approaches were explored, in particular:

- The evaluation and selection of a suitable magnification factor: it was found that large magnifications are not necessary to obtain precise results;
- Development and use of new discriminatory characteristics (gradient factor of surface derived from the Otsu method and the average cycle of texture);
- Development of the empirical roughness factors estimation models. The performance of the surface roughness factors estimator, using the models suggested, is relatively good;
- The study showed that several roughness parameters ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_p$ ,  $R_t$  and  $R_z$ ) can also be estimated using only the characteristics extracted from the images and models without the need to know the machining parameters used to generate the surface.

This study could help implementing non-contact evaluation of machined parts roughness in machining stations using a microscope, or a similar system. This equipment may already be available and used in machine tools for the monitoring of the tools (evaluation of wear). Such a system could lead to the control and to the exploitation of the image via a network system in industry and offers significant economic advantages.

### **Acknowledgement**

The research presented in this article was financed by the “Fonds Québécois de la Recherche sur la Nature et les Technologies (FQRNT)” and the Aluminum Research Centre-REGAL. The authors wish to thank Anthony Remington for machining the samples used to this project.



## CHAPITRE 4

### SURFACE ROUGHNESS ESTIMATED OF TURNED PARTS FROM OPTICAL MEASUREMENT AND WAVELET DECOMPOSITION

Rene Kamguem, Souheil Antoine Tahan, and Victor Songmene

Département de génie mécanique, École de technologie supérieure

1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3

Article soumis à la revue “Image and vision computing” en février 2013.

#### Abstract

The surface roughness parts is very significant information required for product quality on the field of mechanical engineering and manufacturing, especially in aeronautic. Its measurement must therefore be conducted with care. In recent years, several researches have been done to overcome the disadvantages (scratching, off-line inspection, limited inspection speed) of the conventional surface roughness inspection methods involving contacts. The contribution of this paper is to demonstrate that the estimation of different roughness parameters with vision method using a commercial CCD camera is possible and offers interesting metrological characteristics.

In this work, a measuring method of the surface roughness of machined parts based on machine vision was studied. Unlike most studies using only average gray level of image to characterize the surface, this work uses algorithms to evaluate new discriminatory features: the average texture cycle improved and gradient factor of image. Then, other statistical characteristics using the coefficients of the wavelet transform were determined and used to estimate the roughness parameters.

This vision system allows measuring simultaneously several parameters of the roughness at the same time, order to meet for the desired surface function used. The results were validated on three different families of materials: aluminum, cast iron and brass. The impact of

material on the quality of the results was analyzed, leading to the development of multi-materials. The study had shown that several roughness parameters can be estimated using only features extracted from the image and a neural network without a priori knowledge of the machining parameters. The results were compared to other results which used the method of the stylus contact measuring technique. Our method showed a good agreement and could contribute to the on-line monitoring of surface roughness.

**Keywords:** surface roughness, vision system, 2D wavelet transform, neural network, aluminum, cast iron, brass.

#### 4.1 Introduction

Faced with the increasing demand of automation in manufacturing, vision system plays an important role in the quality inspection and process monitoring. The surface metrology is still considered as a demanding and vital in manufacturing and particularly in real time information processing systems. The surface quality of workpiece produced by manufacturing processes must be evaluated in order to meet the functional performance of components. The surface roughness also affects several functional attributes of parts, such as friction, wear, light reflection, heat transmission, resistance to fatigue and corrosion, distribution capacity and holding a lubricant (Smriti H. Bhandari, 2007). The choice of the roughness parameter must be essential to allow the parts to play the role for which it was designed. The study of the roughness should not be limited to a single roughness parameter, but more in relation to the function of the surface (Kamguem. et al., 2011). Thus, the surface roughness has been the subject of experimental and theoretical studies for many recent years.

The three main techniques for measuring surface topography are based on profiling, area and microscopy (Badashah et Subbaiah, 2011). Profiling techniques are more accurate compared to the technical area. The two simple ways used to measure the surface roughness are optical techniques and the use of a stylus. The traditional method (using the stylus) is the most widely used in manufacturing industry. The stylus measuring method has a problem because

it requires direct physical contact with the surface to be measured and the measurement is made at the sampling line and cannot symbolize the actual characteristics of the surface. It has limited flexibility in the evaluation of complex parts geometric (Livens, 1998). Alternatively, optical measurement methods are applied to overcome the limitations of the stylus method, but cannot be used on surfaces with roughness values of the order of nanometers. In addition, the optical technique is sensitive to lighting conditions and noise. Surface analysis assumes that the irregularities of the surface geometry can be used as a fingerprint of the process and the machine tool. A small change in the process parameters, on the tool state or in the state of the machine tool leads to changes in the surface geometry, size, texture, form, or a combination (Whitehouse, 1997). Thus it is better not to be limited to machining parameters for the evaluation of roughness by vision system (Kamguem, Tahan et Songmene, 2013).

For the machine vision approach, the scanned part image is processed using a computer and is represented by a rectangular matrix with elements corresponding to the brightness at each appropriate location. Texture analysis of these images (with intent to characterize them) is still an open field, because there is no single technique which can be used to fully characterize a texture. With the advance of the computer and with adequate systems for image processing, the image processing technique is as a better alternative for measuring the surface roughness of machined parts. But the size and the high cost of existing systems limit their general use in the inspection.

In recent years, the problem of assessing surface roughness has been solved using different techniques. Some authors ((Buj-Corral, Vivancos-Calvet et Dominguez-Fernandez, 2012),(Yujun, Lizhen et Panxin, 2010)) have used an approach based on pure modeling. In addition, methods of artificial intelligence have been used for predicting the surface quality through the development of models of artificial neural networks (ANN), genetic algorithms, fuzzy logic, and expert systems. Among the authors who have used fuzzy logic for assessing surface roughness, one can mention ((Natarajan, Palani et Anandampilai, 2012),(D. Shome, 2009),(S. Kumanan, 2008)). Moreover, neural networks are also a technique increasingly

used by researchers ((Natarajan, Palani et Anandampilai, 2012),(Palani et Natarajan, 2011),(Wang et Petriu, 2011; Zhang et al., 2009)). Traditionally, analysis of the image is done in the spatial domain. Nevertheless, many authors today are working in the frequency domain for each point in the image represents a particular frequency contained in the spatial domain image. In this area, the most common techniques for texture analysis are the Fourier transform, the Gabor filter and the wavelet transform ((D. Shome, 2009),(Palani et Natarajan, 2011),(Morala-Arguello, Barreiro et Alegre, 2012)). The Fourier transform characterizes the distribution in frequency space, but does not consider the information in the spatial domain. Accordingly, methods based on the Fourier transform ignore local deviations. Mallat (Mallat, 1989) was the pioneer in the use of wavelet transform for texture analysis. The wavelet transform provides a good way to get a multi-resolution representation. As the images at different scales and frequencies were intrinsic characteristics of the appearance of texture, ability to multi-resolution wavelet was the wavelet transforms an appropriate tool for texture analysis. Thus some authors used energy from sub-bands of wavelet descriptor for such discrimination (Zhang et al., 2011). Other researchers used different types of features from the wavelet transform.

Morala-Arguello et al. (2012) used the current wavelet transform coefficients of the vertical image. From these coefficients, they looked for certain statistical characteristics (average gray level and mean) that allow assessment from a neural network roughness classes. Hiremath and Shivashankar (2008) proposed a method of extracting texture histograms based on the matrix of co-occurrence of the wavelet transform decomposed images. In their work, the authors (Hiremath et Shivashankar, 2008) showed the relationships between each high frequency subband and low frequency sub-band of the transformed images. Sun and al. (2009) considered the surface as a combination of a surface structure and an underlying surface of detail corresponding to characteristics of low frequency and high frequency. They studied the optimal wavelet decomposition, to better separate the underlying structure and the surface detail, using a number of measures, including Shannon entropy, k-means, and the flatness factor. Ramapriya (2008) and Thivakaran (2010) used the wavelet transformation to extract the characteristics of the texture to allow assessment of roughness from a vision

system. They ((Ramapriya, 2008), (Thivakaran, 2010)) always end up as a value approximating the value obtained from the stylus.

In this study, we investigated a method of measuring the surface roughness of the parts based on machine vision. The proposed method used a computer vision system to capture the image of the surface. Algorithms were developed to evaluate new features. The image was then processed using the wavelet transform to represent the image in the space-frequency domain. The proposed measurement system allowed the use of statistical quantities derived from wavelet coefficients to estimate the parameters of surface roughness. A neural network is then used to evaluate various parameters of roughness, necessary to characterise the desired function of the part's surface.

## **4.2 Experimental protocol**

### **4.2.1 Sample Preparation**

The experiments were carried out on cylindrical workpiece machined on the lathe Darbert db-1660s (2000 RPM). Three materials were used for the study: 6061-T6 aluminum, cast iron and brass 70/30. The images obtained by optical microscopy and the measured hardness values for each material are shown in Table 4.1. In total, 58 samples were produced with dimensions Ø140mm x 60 mm, 20 pieces of aluminum, brass parts 18 and 18 castings. The cutting conditions used are shown in Table 4.2. The rotational speed used was 450 rev / min with a cutting depth of 1 mm. The cutting tool used had the reference ISO CPGT09T308HP KC5410 PVD TiB<sub>2</sub> coating and a nose radius of 0.8 mm.

Table 4.1 Information about material of different samples.

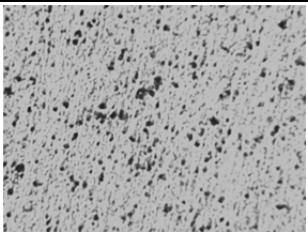
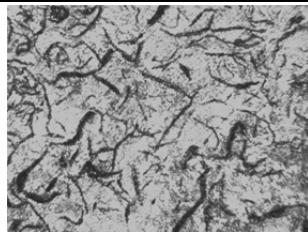
Material	6061-T6	95 HB	Cast iron	213 HB	Brass 70/30	153 HB
Microstructure X200						

Table 4.2. Cutting conditions used for the machining of the samples and roughness values (measured with the Stylus for Al 6061-T6)

Samples	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
$F$ mm/tr	0.086	0.102	0.122	0.142	0.163	0.173	0.183	0.224	0.244	0.284	0.305	0.345	0.406	0.447	0.488	0.569	0.650	0.732	0.813	0.894
$R_a$ $\mu\text{m}$	0.75	0.70	0.84	0.93	1.47	1.60	1.75	2.46	3.31	4.03	4.83	5.89	6.88	7.55	8.31	9.02	9.67	9.89	9.90	10.39

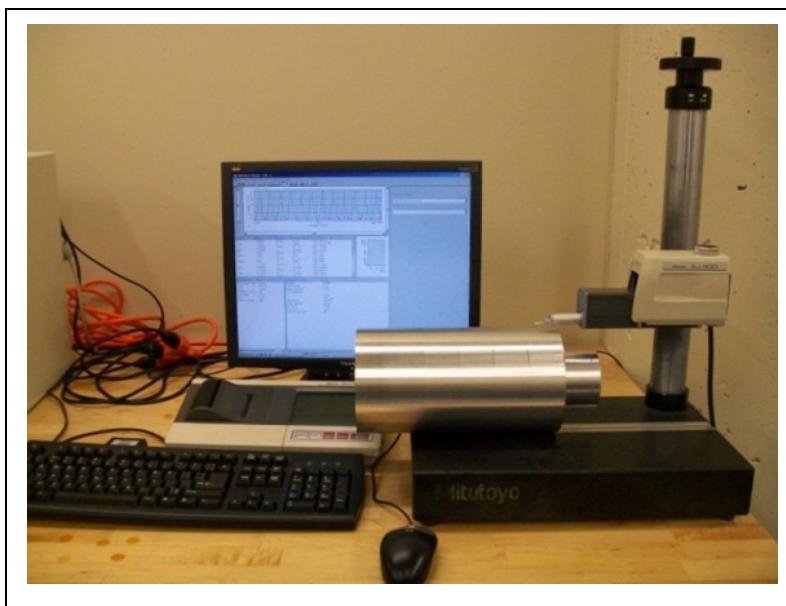


Figure 4.1 Device for measuring roughness with roughness-meter Mitutoyo SJ-400.

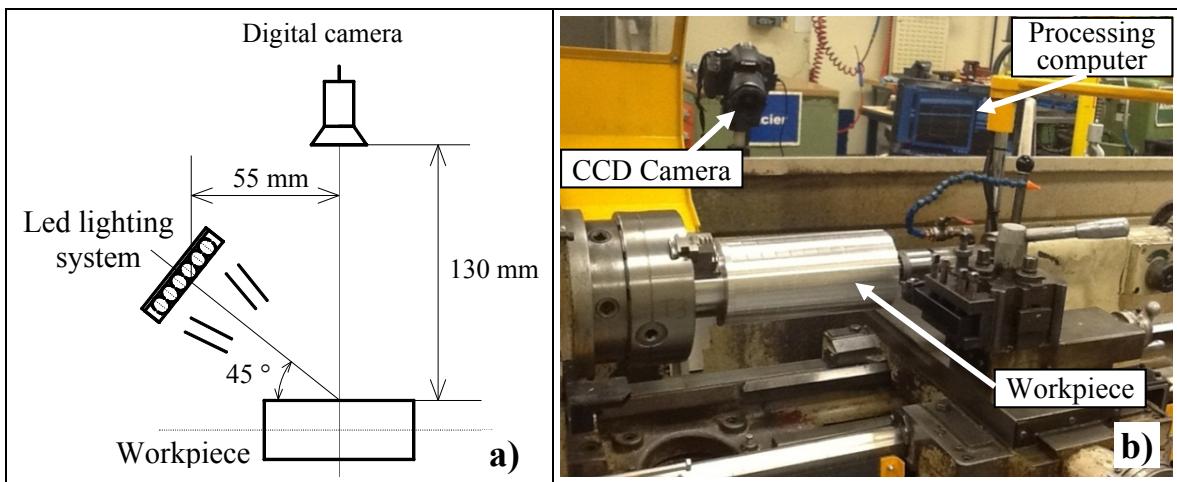


Figure 4.2 Experimental setup with CCD digital camera for capturing the surface image.

#### 4.2.2 Measuring equipment

To compare the measurements results, roughness profilometer was used in this study (Mitutoyo SJ-400 surftest). Digital processing of the measurements is obtained using the roughness analysis program SURFPAK-SJ (Figure 4.1) using recommendations of ISO-4287 standard. After machining, the measurement of the roughness of each part was conducted in three different places. The profilometer roughness was calibrated using the reference specimen Mitutoyo No. 178-602 code having values of  $R_a$  ( $3.05 \mu\text{m}$ ) and  $R_z$  ( $9.9 \mu\text{m}$ ). The results showed good repeatability (<1% of all measured parameters). The roughness parameters evaluated are the following:

$R_a$ : Arithmetic average roughness;

$R_q$ : Average roughness square deviation of the profile;

$R_z$ : Maximum height of the roughness profile;

$R_t$ : Total height of the roughness profile;

$R_p$ : Maximum profile peak height.

#### **4.2.3 Capture of surface image**

The vision system (Figure 4.2) used consists of a commercial CCD camera of the brand Canon® EOS T1i, and an image processing system. The images used for treatment were taken using the camera, digitized and stored in a resolution of 3168 X 4752 size, with a brightness of 24-bit pixel. Each pixel had a specific amount of light. The format for the analysis was a resolution of 100 X 200 pixels.

#### **4.2.4 Wavelet transformed**

Wavelets are mathematical tools that can be used for the analysis of surface texture (Mallat, 1989). They can decompose a surface into multi-scale representations in a very efficient manner. The wavelet transform was used to analyze a signal searching for a more compact representation, shown simultaneously in both time and frequency domains. Their construction was derived from the transactions and the expansion of mother's functions  $\Psi$  and  $\Phi$  respectively called scaling function and mother wavelet function. The wavelet function  $\Phi$  can meet the high frequencies corresponding to the details and the scaling function  $\Psi$ , identify low frequencies corresponding to the parts more smooth or soft signal. From these two functions, one is able to perform two filters;  $h(k)$  was a high-pass filter associated with  $\Phi$ , and  $l(k)$  which was a low-pass filter, half-band, associated with  $\Psi$ . The functions  $\Phi$  and  $\Psi$  are generic functions that can be optionally vectors, in which case the associated wavelets are called multi wavelets. They are used to divide the data into different frequency components and then study each component with a resolution appropriate to its scale. The basic idea of the wavelet transform is to represent any arbitrary function as a superposition of wavelets. This superposition decomposes any given function in different scale levels, where each level is then decomposed with a resolution adapted to this level (S.Arivazhagan, S.Deivalakshmi et K.Kannan, 2007).

In the case of two-dimensional wavelet transform is applied in one dimension in the horizontal and vertical directions  $\Phi_{j,k}(x)$ :

$$\Phi_{j,k}(x) = 2^{\frac{j}{2}}\Phi(2^j x - k) \quad (4.1)$$

$$\Psi_{j,k}(x) = 2^{\frac{j}{2}}\Psi(2^j x - k) \quad (4.2)$$

The DWT (Discrete Wavelet Transform) processed the image by dividing it into four blocks that overlap (LL, LH, HL and HH) at each iteration. Three blocks (LL, HL and HH) represented the details of the image (detail coefficients of the DWT) and the last block LL corresponded to the information most important to the eye (approximate coefficients of the DWT), served as the basis for the next iteration. To break this image, we used two filters from the choice of the wavelet: a high-pass filter and a low-pass filter.

The next approximate coefficients wavelet block *LL* is further processed until a certain level reached final *n*. When *n* is reached, we will have  $3n + 1$  blocks comprised of blocks and LL<sub>*x*</sub> and LH<sub>*x*</sub>, HL<sub>*x*</sub> and HH<sub>*x*</sub>, where *x* is between 1 and *n*. As the textures have variations in the value of non-uniform pixels, they can be characterized by the values in the block images or by their combinations or derived functions of these blocks (S.Arivazhagan, S.Deivalakshmi et K.Kannan, 2007).

The image observation (Figure 4.3), illustrates the transformations undergone by the image in the application of 2D wavelet transform. All the features that follow will be taken on the blocks (LL, LH, HL, HH) texture obtained after the application of the first wavelet transformation.

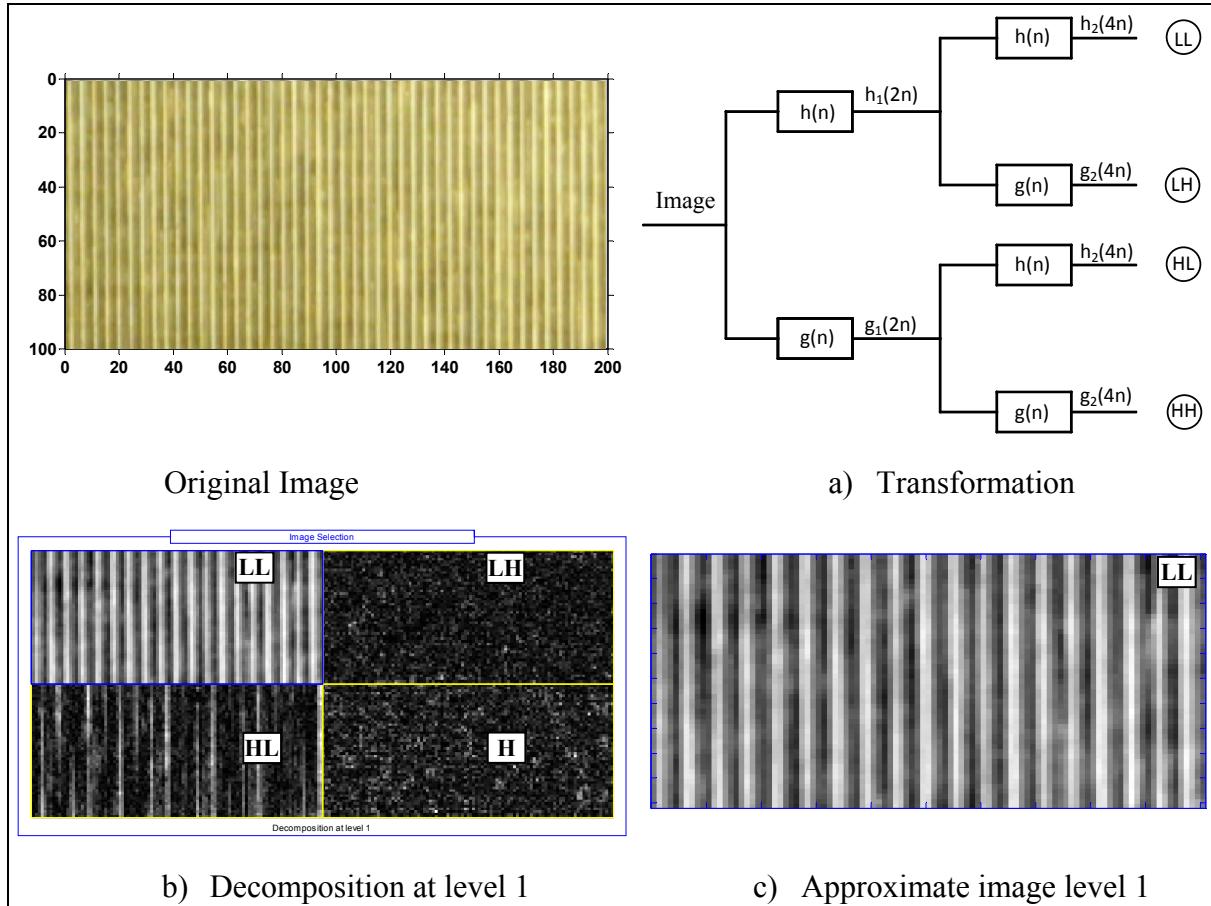


Figure 4.3. Decomposition of the image during a wavelet transforms.

### 4.3 Extracting texture features

To evaluate the roughness of machined surface with optical techniques, we extracted the characteristics of the surface image captured for later processing and in order to estimate the values of the roughness parameters.

#### 4.3.1 Factor of the surface elevation or gradient factor of surface

The images are all taken under the same conditions, the binary transformation should allow to get an idea of the depth of the gradient factor of surface. To use this information, the binary transformation Otsu's method (Otsu, 1979) is used to develop the surface gradient factor. In image processing, the method of Otsu thresholding is used to determine, in an

automatic way, the optimum threshold for converting the intensity of a gray-level image into a binary image. It is based on the shape of the histogram of the image. The algorithm assumes that the image is composed of two basic classes, a foreground and a background. It calculates a threshold value that optimally minimizes the weighted mean of the intra-class variance of these two classes. It can be proved mathematically that minimize the intra-class variance, gives the same result as maximizing the variance between classes (Otsu, 1979).

The optimum limit thresholding was obtained by taking the normalized index of the maximum value of  $\sigma_b^2(k)$  (Eq. 3.4). This algorithm has the advantage of speed, since the method operates on histograms are integers or floating arrays of length 256. It requires uniform illumination and a bimodal histogram. The gradient factor of surface  $F_d$  which is characteristic to differentiate the samples can be defined (Eq. 3.6).

#### 4.3.2 Average of texture cycle.

An approach based on the principle of average cycle of texture ( $Ctm$ ) (Figure 4.4) was proposed (Zhang et Zhou, 2010). The approach is to convert the image into a binary image the surface and keep for each column the preponderant pixel value, and then calculate the average value of the cycle [0 1]. The result of this treatment is also considered as an input (factor) algorithm for determining the surface roughness (response) proposed by the authors of this work. For example, and according to the image data in Figure 4.4,  $Ctm$  will be calculated (Eq. 3.7).

In addition to average texture cycle  $Ctm$  and gradient factor of the surface  $F_d$  determined above, other features were extracted after wavelet decomposition of different images textures. Decomposition at level 1 is performed using different filters wavelet transform. Thus, the image is decomposed into an approximate image with an approximation coefficient LL and three detail images (horizontal LH, HL vertical and diagonal HH). The wavelet transform of an image measuring the fluctuation of the light at different scales. Thus, the energy of the wavelet to reflect the distribution of energy along the frequency axis on the

scale and orientation are calculated for the coefficients of the matrices of approximation and detail.

Some statistical functions are used to find the relevance of discrimination of textures and are calculated on matrices of approximate image and details. The following statistical parameters (energy, mean, standard deviation, variance, and noise) were developed using the expressions below.

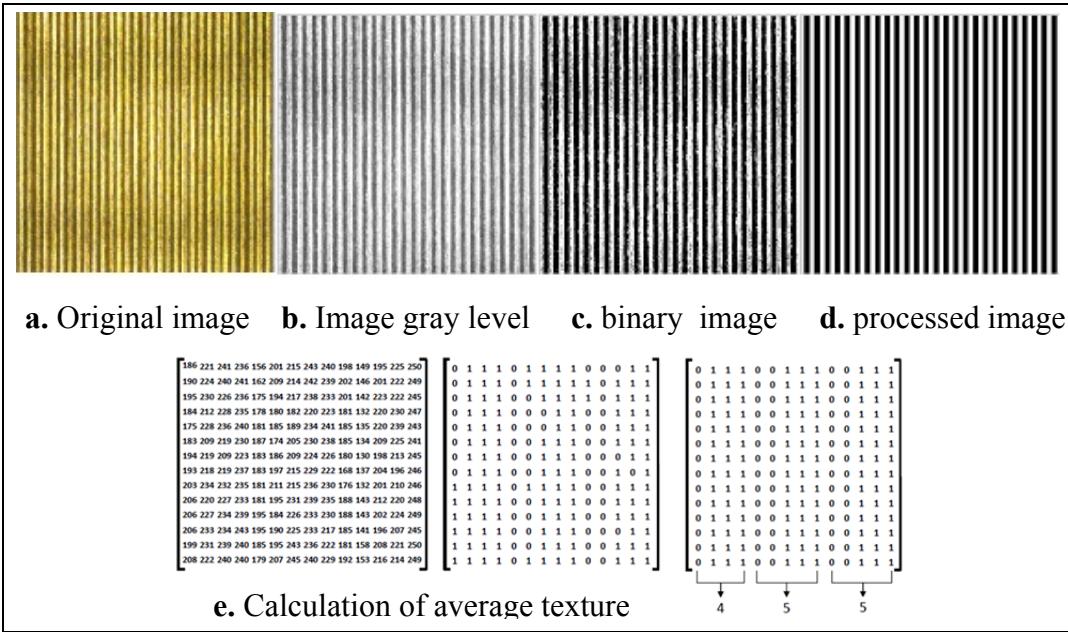


Figure 4.4 Sample processing cycle using texture (Zhang et Zhou, 2010).

### 4.3.3 Energy of the wavelet transform

**Energy** ( $E_n$ ) is one feature the most commonly used for texture analysis (Avci, Sengur et Hanbay, 2009). The energy of the reflected wavelet energy distribution along the frequency axis over scale and orientation and proved to be very useful for texture classification. The energy of the block containing  $N$  coefficients is defined as in equation (4.3).

$$E_n = \frac{1}{N} \sum_{i,j}^N (g(i,j))^2 \quad (4.3)$$

Where  $g(i,j)$  represents the value of gray level of the pixel  $(i,j)$  and  $N$  was the normalization factor corresponding to the total number of pixels.

Most of the image energy is concentrated in low frequency  $LL$  block and therefore the integration of watermarks in these sub-bands could degrade the image significantly. On the other hand, the high frequency blocks  $HH$  includes edges and textures of the image and the human eye was generally not sensitive to changes in these blocks.

#### 4.3.4 Statistical features of the wavelet transform.

The mean gives the average value (or average intensity) of the gray levels from all the pixels of the texture. This parameter represents the position of the histogram on the scale of gray levels.

$$Mean = \frac{1}{N} \sum_{i,j} g(i,j) \quad (4.4)$$

Variance ( $Var$ ) indicates the moment of order 2 and measures the dispersion of grayscale around the average value.

$$Var = Std^2 = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - Mean)^2 \quad (4.5)$$

Standard deviation ( $Std$ ) indicates mean level of variation of data about the mean; this is the root square of variance.

The signal / noise ratio (*Snr*) can be defined as follows:

$$Snr = \frac{Mean}{\sqrt{Var}} \quad (4.6)$$

This parameter allowed accounting for the heterogeneity of a texture. A heterogeneous texture will have a low (*Snr*) because the variance was high.

The average gray level ( $G_a$ ) was expressed by:

$$G_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |G_i| \quad (4.7)$$

Where  $G_i$  was the gray level of the surface image  $i$  (Hoy et Yu, 1991).  $G_a$  will be determined as follows:

$$G_a = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n (|g_1 - g_m| + |g_2 - g_m| + \dots + |g_n - g_m|) \right] \quad (4.8)$$

$$g_m = \left[ \sum_{i=1}^n (g_1 + g_2 + \dots + g_n) \right] / n \quad (4.9)$$

Where  $g_i$  values were grayscale values of the image surface along the line  $i$ , and  $g_m$  was the average total value of gray. The average gray level is calculated for all  $G_a$  surfaces when the surface of the image is captured.

All these features (Figure 4.5) of the image will be analyzed to identify those giving better correlations with the arithmetic roughness  $R_a$  for later use for making the proposed model.

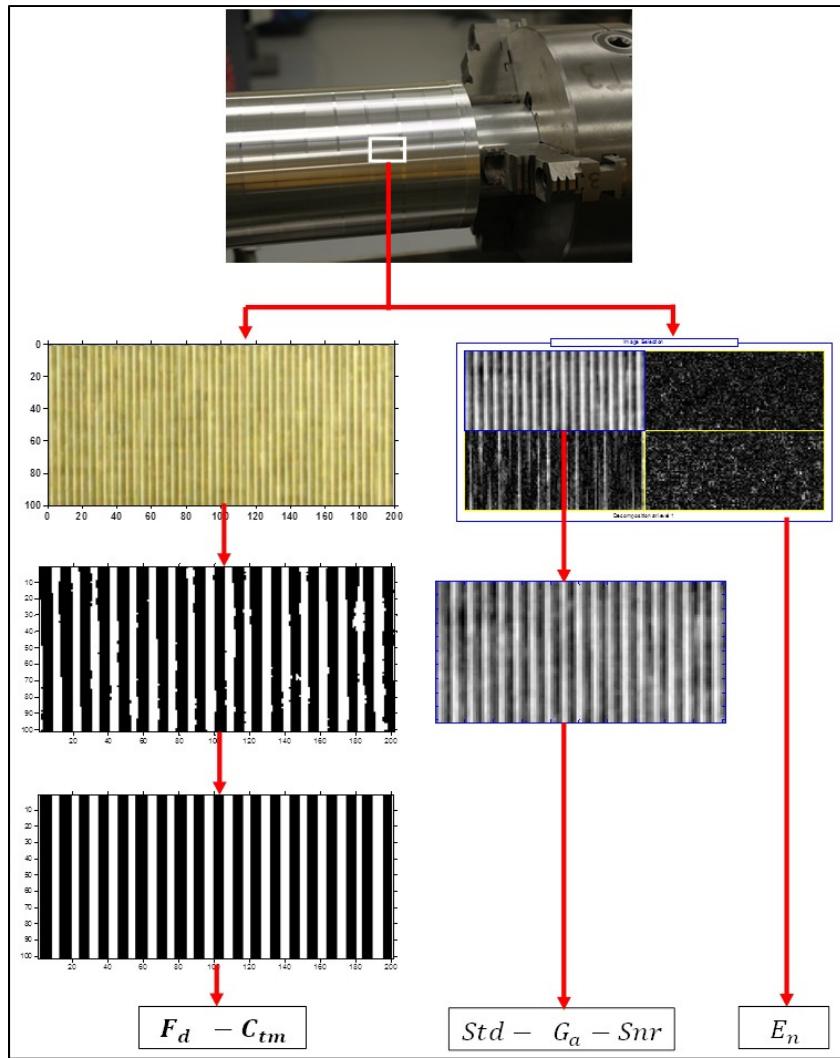


Figure 4.5 Extraction of image features.

#### 4.4 Result and discussion

The goal of the paper is to determine the characteristics that assess optimal roughness parameters from an image taken by a CCD camera. Characteristics previously developed (Kamguem, Tahan et Songmene, 2013) and those extracted from the wavelet transform are used to evaluate the roughness. The decision will be made by analyzing the correlation coefficient obtained between the roughness parameters ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_p$ ,  $R_z$  and  $R_t$ ) as measured by Stylus (which will be considered as reference values) and those obtained from the developed model.

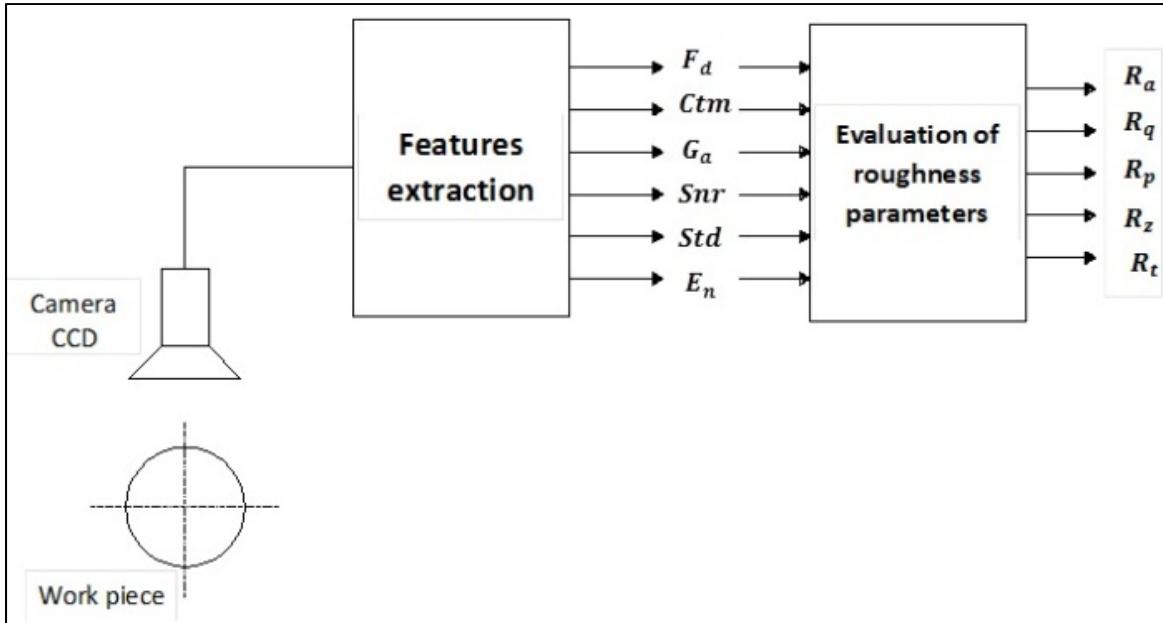


Figure 4.6 Resolution scheme for aluminum alloys

#### 4.4.1 Estimation of roughness with a neural network method

An artificial neural network prediction model (Figure 4.7) was therefore used. The design is inspired schematically by the operation of biological neurons. After characterizing candidates for roughness estimating, we used a neural network for the clustering of these characteristics to assess various parameters of the roughness of a machined surface.

Neural Network Toolbox for MATLAB ® was used to design the neural network. The basic steps for network design are: data selection, the design elements of the network, learning and validation of network simulation and prediction with networks and finally the analysis and processing of results predicted. In order to evaluate the arithmetic roughness of the machined surface from a vision system, a perceptron was used with six inputs corresponding to the six characteristics defined above and 5 outputs corresponding to the desired parameters of roughness. Two types of systems are tested, only the first will be trained and tested while the second will be trained, validated and tested. We will consider 14 data for learning, 3 data for validation and use three data test to demonstrate the difference between the uses of data separately and use of aggregated data.

Two scenarios were considered: firstly, we use a four-layer network, consisting of 6 neurons in the input layer, 15 neurons in the first hidden layer, 5 neurons in the second hidden layer and 5 neurons in the output layer. In a second step, a neural network with three layers was designed consisting of 6 neurons in the input layer, 15 neurons in the hidden layer neurons and 5 in the output layer. In both cases, the network was trained and validated before being tested on the same data. The structure of neural networks was presented in Figure 4.7.

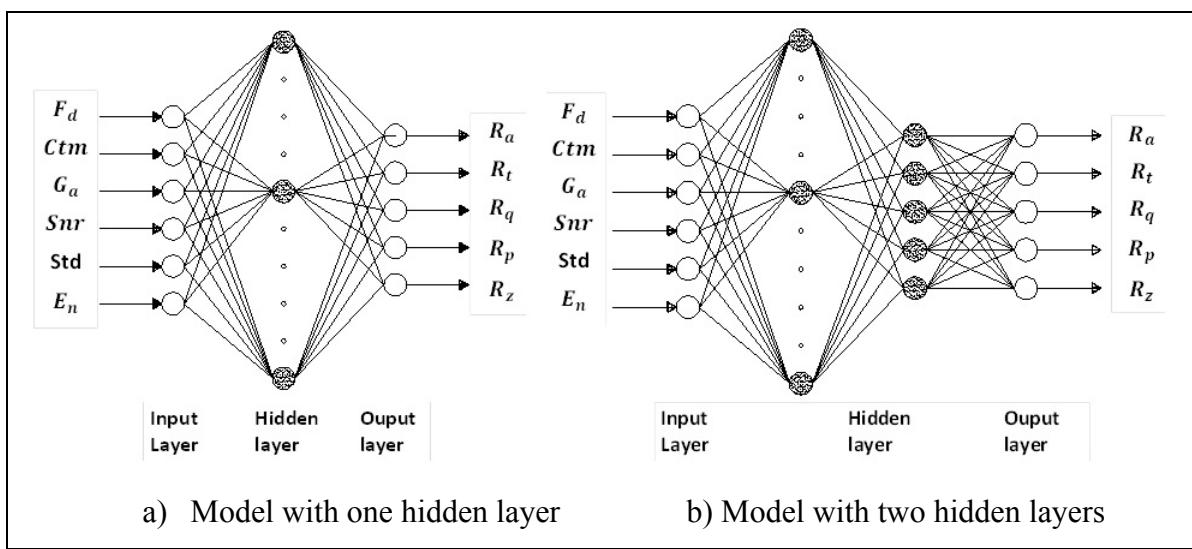


Figure 4.7. Neural network model used for the estimation of the surface roughness.

The Levenberg-Marquardt learning algorithm by back-propagation commonly used due to its fast convergence has been used for network learning. The mean square error (*MSE*) between the forecast and the desired results was used as the basis of performance during the learning phase. The threshold was set for learning  $MSE = 0.001$  or an iteration value equal to 1000. The Network performance was determined by the correlation coefficients between the predicted and measured values of stylus roughness parameters evaluated.

#### 4.4.2 Result and discussion

##### 1) Application of the model to Al 6061-T6 material

The system performance will be determined by the evaluation of training data, validation and especially the test. During the test, we used the 6 characteristics (Table 4.3) from test images and therefore the values of roughness parameters ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_p$ ,  $R_z$  and  $R_t$ ) are known. The peculiarity of the system is the ability to estimate from an image taken with a CCD camera, several parameters of roughness at the same time (Figure 4.6).

Table 4.3. System test data from the three samples

Sample	$F_d$	$Ctm$	$G_a$	$Snr$	$Std$	$E_n$
1	0.723	11.942	51.414	7.213	58.954	1218.446
2	0.862	15.404	67.735	5.745	75.296	725.142
3	1.060	19.596	88.044	3.885	107.529	1499.619

The maximum error between the predicted value by the vision system and the value measured by the Stylus is about 4% for the system with two hidden layers and 11% for the system with one hidden layer (Table 4.4). The multilayer system predicts better than the single-layer system.

Unlike the work done previously (Kamguem, 2012), which allowed to include a machining parameter (feed per tooth) in the assessment model of roughness, this study shows that the roughness parameters can be estimated using only the features extracted from the image without knowing a priori the machining parameters used to generate the surface. The peculiarity of this system is that it predicts simultaneously several roughness parameters.

Other roughness parameters were obtained simultaneously (see Table 4.4-Table 4.7). The ability to develop models for other parameters of the roughness is not only the opportunity to achieve the 3D modeling of roughness, but also because the arithmetic average roughness  $R_a$

is not able to define the quality the surface in some cases (lubrication, friction, ...) and it is necessary to use other parameters of roughness.

The results are interesting for all parameters of roughness evaluated not only for the training data, but also the test data. To assess the robustness of the algorithm, we will apply the model obtained for the 6061-T6 aluminum over other materials such as cast iron and brass and analyze its behavior.

Table 4.4 Comparison between the measured value and the estimated value of the parameter  $R_a$  vision by using the model validation

a) Training and validation

$R_a$ _Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers			Model with one hidden layer		
	$R_a$ training	$R_a$ _vision	Error (%)	$R_a$ training	$R_a$ _vision	Error (%)
0.748	0.748	0.739	1.25%	0.748	0.743	0.71%
0.699	0.699	0.674	3.62%	0.699	0.693	0.79%
0.841	-	0.828	1.57%	0.841	0.833	0.90%
0.932	0.932	0.927	0.59%	0.932	0.932	0.01%
1.472	1.472	1.483	-0.77%	1.472	1.480	-0.53%
1.6	1.6	1.629	-1.81%	1.6	1.609	-0.57%
1.747	1.747	1.797	-2.86%	1.747	1.755	-0.48%
3.308	3.308	3.339	-0.92%	3.308	3.305	0.10%
4.034	4.034	3.975	1.47%	-	3.833	4.98%
4.833	4.833	4.855	-0.45%	4.833	4.851	-0.37%
6.877	6.877	6.863	0.21%	6.877	6.886	-0.14%
7.552	-	7.271	3.72%	7.552	7.552	0.00%
8.311	-	8.157	1.85%	-	8.023	3.46%
9.015	-	9.216	-2.23%	-	9.049	-0.38%
9.887	9.887	9.807	0.81%	9.887	9.884	0.03%
9.904	9.904	9.970	-0.67%	9.904	9.895	0.09%
10.393	10.393	10.297	0.92%	10.393	10.386	0.07%

b) Test of the three samples

Sample	$R_a$ _Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers		Model with one hidden layer	
		$R_a$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)	$R_a$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)
1	2.462	2.506	-1.77%	2.394	2.76%
2	5.893	5.843	0.86%	5.190	11.93%
3	9.674	9.273	4.14%	9.457	2.25%

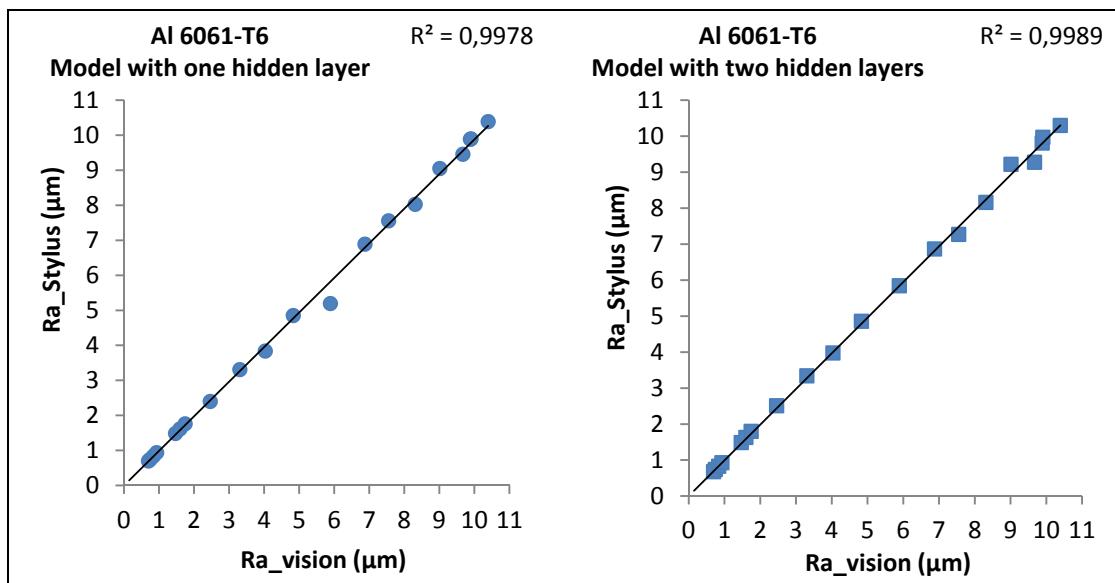


Figure 4.8 Comparison of results depending on the model used for the evaluation of  $R_a$ .

Table 4.5 Comparison between the measured value and the estimated value of the parameter  $R_q$  vision by using the model validation.

a) Training and validation

$R_q$ _Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers			Model with one hidden layer		
	$R_q$ training	$R_q$ _vision	Error (%)	$R_q$ training	$R_q$ _vision	Error (%)
0.924	0.924	0.892	3.44%	0.924	0.945	-2.28%
0.861	0.861	0.797	7.42%	0.861	0.890	-3.35%
1.009	-	1.004	0.45%	1.009	1.033	-2.42%
1.159	1.159	1.126	2.85%	1.159	1.183	-2.03%
1.782	1.782	1.828	-2.57%	1.782	1.807	-1.41%
1.904	1.904	1.968	-3.36%	1.904	1.930	-1.37%
2.072	2.072	2.134	-3.36%	2.072	2.104	-1.54%
3.797	3.797	3.838	-3.36%	3.797	3.824	-0.72%
4.586	4.586	4.557	-3.36%	-	4.412	3.80%
5.507	5.507	5.481	-3.36%	5.507	5.536	-0.52%
7.893	7.893	7.846	0.59%	7.893	7.916	-0.29%
8.672	-	8.301	4.28%	8.672	8.684	-0.14%
9.571	-	9.398	1.81%	-	9.451	1.25%
10.375	-	10.763	-3.74%	-	10.914	-5.20%
11.82	11.82	11.847	-0.23%	11.82	11.821	-0.01%
12.05	12.05	12.094	-0.36%	12.05	12.048	0.02%
12.681	12.681	12.473	1.64%	12.681	12.684	-0.02%

b) Test of the three samples

Sample	$R_q$ _Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers		Model with one hidden layer	
		$R_q$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)	$R_q$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)
1	2.85	2.877	-0.95%	2.902	-1.81%
2	6.764	6.615	2.20%	6.301	6.85%
3	11.414	11.065	3.06%	11.078	2.94%

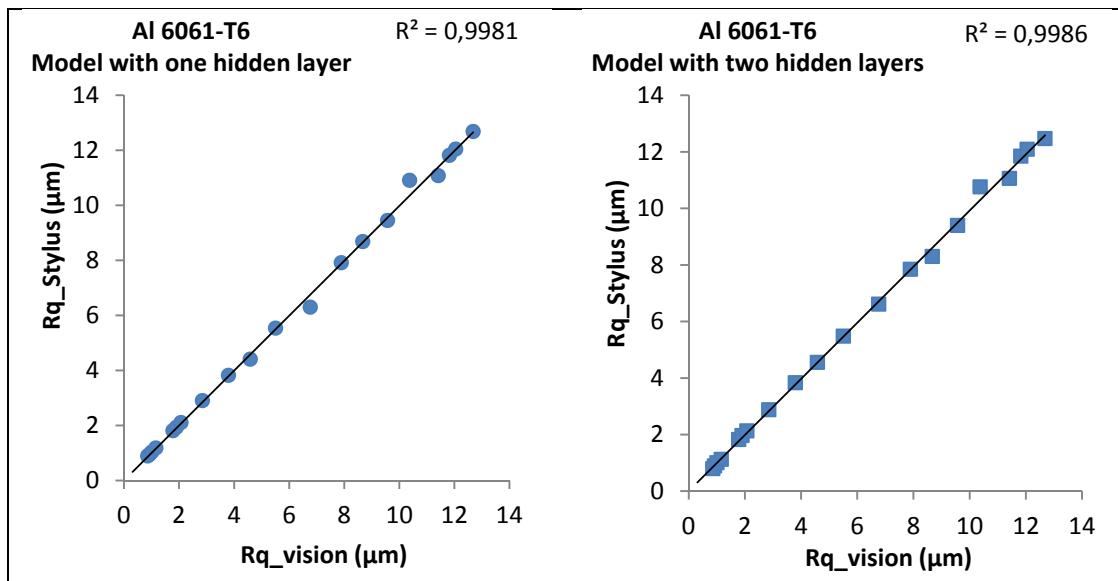


Figure 4.9 Comparison of results depending on the model used for the evaluation of  $R_q$ .

Table 4.6 Comparison between the measured value and the estimated value of the parameter  $R_p$  vision by using the model validation

a) Training and validation

$R_p$ -Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers			Model with one hidden layer		
	$R_p$ training	$R_p$ _vision	Error (%)	$R_p$ training	$R_p$ _vision	Error (%)
1.862	1.862	2.043	-9.71%	1.862	1.881	-1.02%
1.77	1.77	1.770	-0.03%	1.77	1.781	-0.64%
2.296	-	2.449	-6.68%	2.296	2.311	-0.65%
2.828	2.828	2.606	7.86%	2.828	2.850	-0.76%
4.338	4.338	4.354	-0.37%	4.338	4.381	-0.99%
4.59	4.59	4.562	0.62%	4.59	4.626	-0.80%
4.868	4.868	4.842	0.53%	4.868	4.930	-1.26%
8.142	8.142	8.157	-0.18%	8.142	8.208	-0.81%
9.463	9.463	9.572	-1.15%	-	9.269	2.05%
11.255	11.255	11.158	0.86%	11.255	11.301	-0.41%
16.195	16.195	16.244	-0.30%	16.195	16.223	-0.17%
16.851	-	17.185	-1.98%	16.851	16.859	-0.05%
20.191	-	19.711	2.38%	-	18.112	10.30%
21.222	-	23.179	-9.22%	-	21.442	-1.04%
27.485	27.485	27.504	-0.07%	27.485	27.470	0.05%
29.247	29.247	29.230	0.06%	29.247	29.235	0.04%
30.041	30.041	30.038	0.01%	30.041	30.047	-0.02%

b) Test of the three samples

Sample	$R_p$ -Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers		Model with one hidden layer	
		$R_p$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)	$R_p$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)
1	6.191	6.163	0.46%	6.278	-1.41%
2	14.098	13.490	4.31%	13.290	5.73%
3	25.101	25.132	-0.12%	26.131	-4.11%

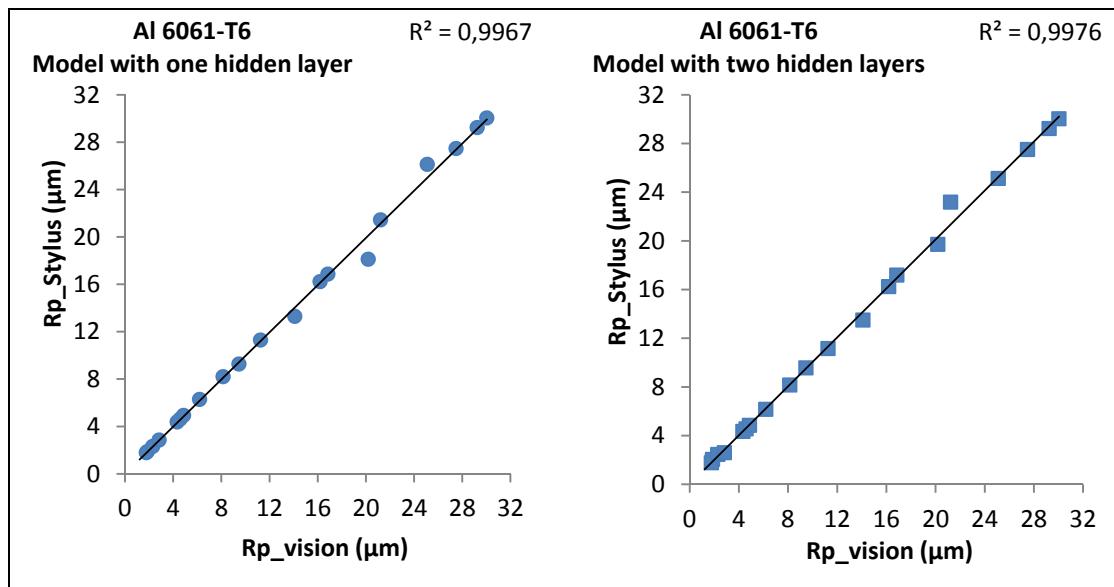


Figure 4.10 Comparison of results depending on the model used for the evaluation of  $R_p$ .

Table 4.7 Comparison between the measured value and the estimated value of the parameter  $R_z$  vision by using the model validation

a) Training and validation

$R_z$ _Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers			Model with one hidden layer		
	$R_z$ training	$R_z$ _vision	Erreur %)	$R_z$ training	$R_z$ _vision	Erreur %)
4.378	4.378	4.489	-2.55%	4.378	4.465	-1.98%
4.16	4.16	4.228	-1.64%	4.16	4.239	-1.90%
4.739	-	4.774	-0.75%	4.739	4.818	-1.66%
5.267	5.267	5.236	0.60%	5.267	5.349	-1.55%
7.412	7.412	7.412	-0.01%	7.412	7.476	-0.86%
7.861	7.861	7.800	0.78%	7.861	7.909	-0.61%
8.249	8.249	8.143	1.29%	8.249	8.320	-0.87%
13.402	13.402	13.394	0.06%	13.402	13.497	-0.71%
15.6	15.6	15.654	-0.35%	-	15.562	0.24%
18.242	18.242	18.362	-0.66%	18.242	18.300	-0.32%
26.186	26.186	26.094	0.35%	26.186	26.273	-0.33%
27.669	-	27.626	0.16%	27.669	27.728	-0.21%
32.458	-	31.348	3.42%	-	30.507	6.01%
34.538	-	36.433	-5.49%	-	36.547	-5.82%
42.477	42.477	42.367	0.26%	42.477	42.498	-0.05%
44.473	44.473	44.379	0.21%	44.473	44.454	0.04%
45.72	45.72	45.550	0.37%	45.72	45.707	0.03%

b) Test of the three samples

Sample	$R_z$ _Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers		Model with one hidden layer	
		$R_z$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)	$R_z$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)
1	10.287	10.310	-0.23%	11.017	-7.10%
2	22.729	22.007	3.18%	22.683	0.20%
3	39.628	38.999	1.59%	36.059	9.01%

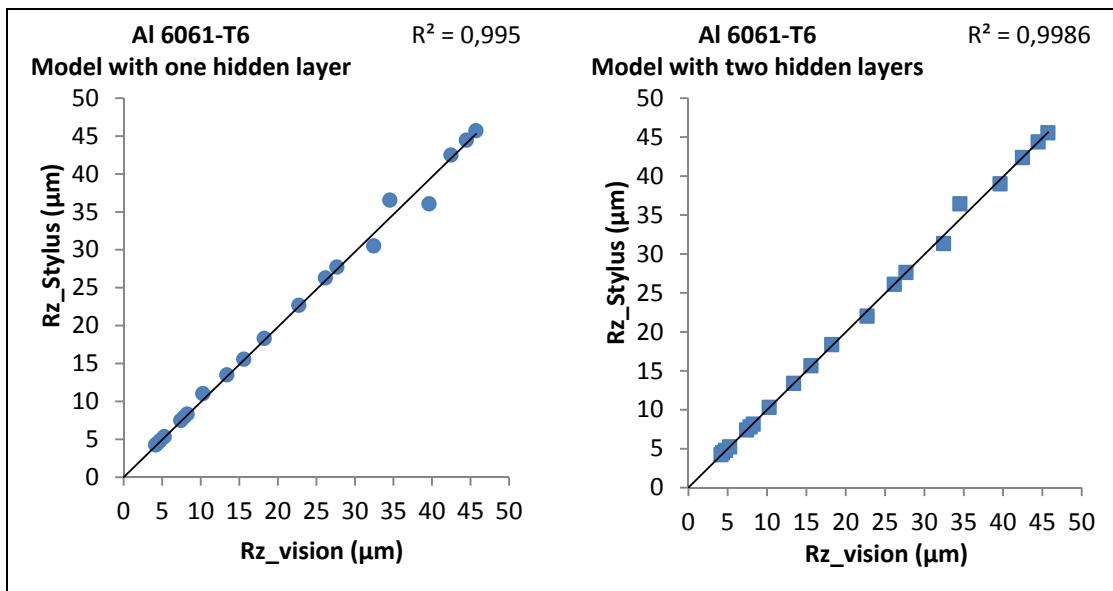


Figure 4.11 Comparison of results depending on the model used for the evaluation of  $R_z$ .

Table 4.8 Comparison between the measured value and the estimated value of the parameter  $R_t$  vision by using the model validation

a) Training and validation

$R_t$ _Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers			Model with one hidden layer		
	$R_t$	$R_t$ _vision	Error (%)	$R_t$	$R_t$ _vision	Error (%)
5.183	5.183	4.940	4.69%	5.183	5.155	0.54%
4.675	4.675	4.651	0.52%	4.675	4.655	0.44%
5.105	-	5.122	-0.34%	5.105	5.071	0.66%
5.499	5.499	5.698	-3.63%	5.499	5.492	0.12%
7.952	7.952	7.902	0.62%	7.952	7.969	-0.22%
8.242	8.242	8.255	-0.16%	8.242	8.269	-0.32%
8.492	8.492	8.561	-0.81%	8.492	8.516	-0.28%
13.759	13.759	13.772	-0.10%	13.759	13.727	0.23%
16.136	16.136	16.063	0.45%	-	15.390	4.62%
18.778	18.778	18.742	0.19%	18.778	18.878	-0.53%
26.525	26.525	26.612	-0.33%	26.525	26.592	-0.25%
28.108	-	28.139	-0.11%	28.108	28.133	-0.09%
32.989	-	32.013	2.96%	-	31.585	4.25%
34.905	-	37.403	-7.16%	-	38.201	-9.44%
44.066	44.066	44.141	-0.17%	44.066	44.104	-0.09%
45.209	45.209	45.231	-0.05%	45.209	45.234	-0.06%
46.262	46.262	46.327	-0.14%	46.262	46.311	-0.11%

c) Test of the three samples

Sample	$R_t$ _Stylus ( $\mu\text{m}$ )	Model with two hidden layers		Model with one hidden layer	
		$R_t$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)	$R_t$ _vision ( $\mu\text{m}$ )	Error (%)
1	10.69	10.651	0.37%	11.428	-6.90%
2	23.195	22.454	3.19%	24.599	-6.05%
3	40.741	40.386	0.87%	41.652	-2.24%

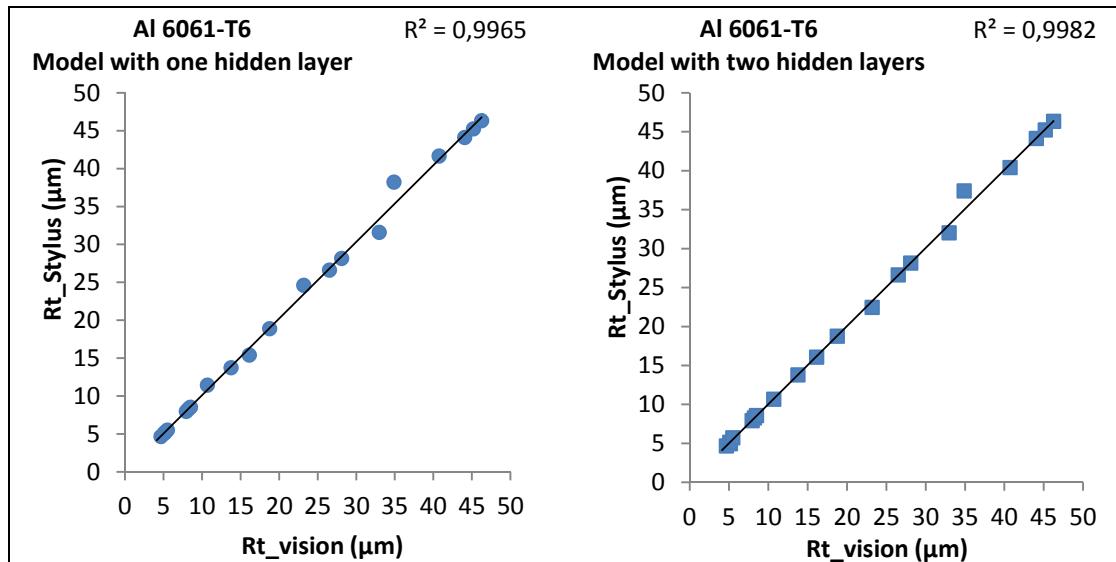


Figure 4.12 Comparison of results depending on the model used for the evaluation of  $R_t$ .

## 2) Application of the model on the cast iron and brass

With the model developed for the aluminum, we conducted tests on cast iron and brass. The Pearson's correlation coefficients between the values measured by the Stylus and the values obtained by our model are given in Table 4.9. The model performs well for cast iron (Figure 4.13), but less well for brass (Figure 4.14). This is justified by the fact that the cast iron has substantially the same color as the aluminum (Table 4.1), so the reflectivity should be almost identical, so that the color tends to yellow brass.

Table 4.9 Pearson's correlation coefficients between the measured value and the estimated value stylus by vision model applied to other materials

	Correlation coefficients $R^2$	
	Cast iron	Brass
$R_a$	0.88	$\approx 0$
$R_q$	0.87	$\approx 0$
$R_p$	0.82	$\approx 0$
$R_z$	0.86	$\approx 0$
$R_t$	0.84	$\approx 0.27$

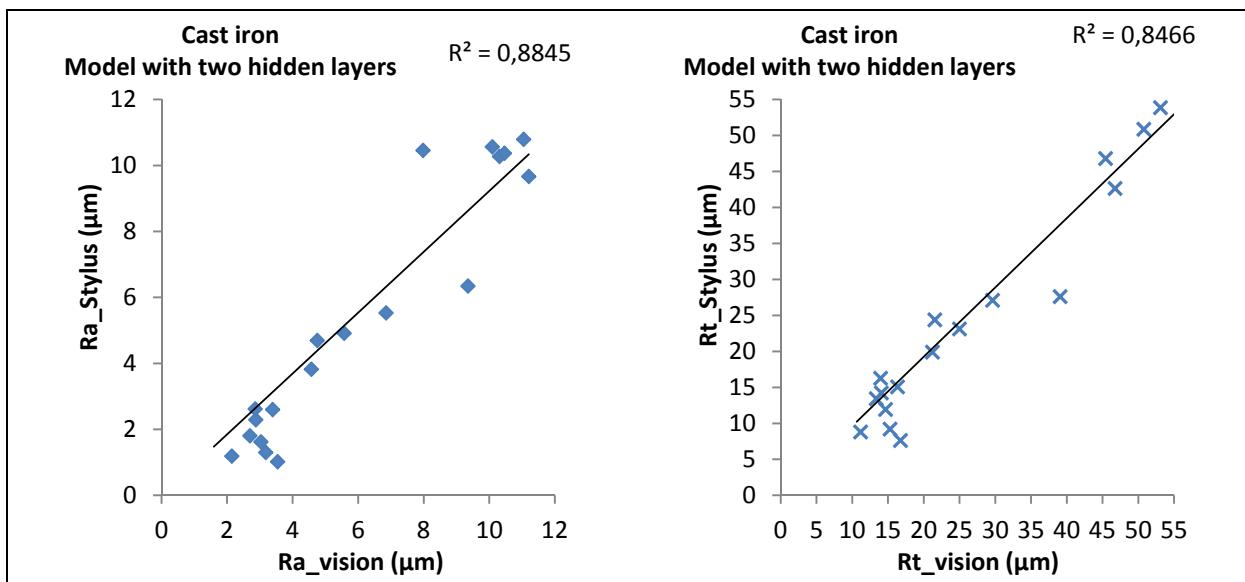


Figure 4.13 Comparison of results obtained after using the model parameters for the melting  $R_a$  and  $R_t$ .

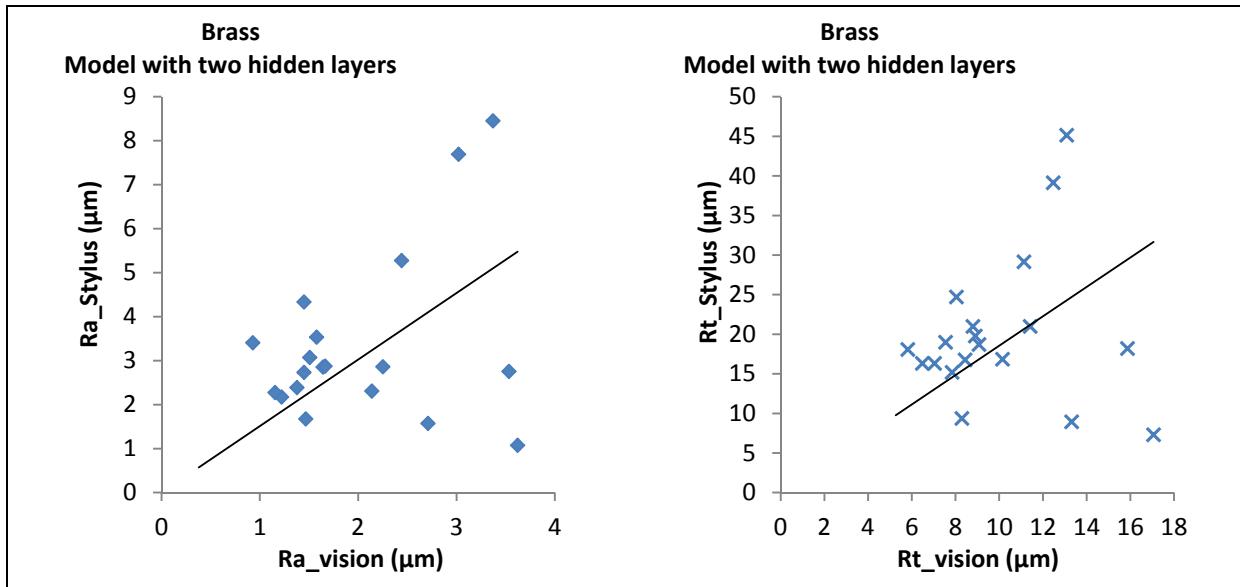


Figure 4.14 Comparison of results after use of the brass model parameters  $R_a$  and  $R_t$

### 3) Implementation of new models for cast iron and brass

The parameter responsible for the variation in results is probably the reflectivity of the machined surface. The formation of the image is the result of the reflection of light on the machined surface of the workpiece. This reflection is done differently depending on the nature and structure of the reflective element. Materials having different reflective properties, one of the solutions will be developed for each material or group of materials specific model (Figure 4.15). The result obtained using a model specific to each material gives excellent results as shown in Figure 4.16 and Figure 4.17.

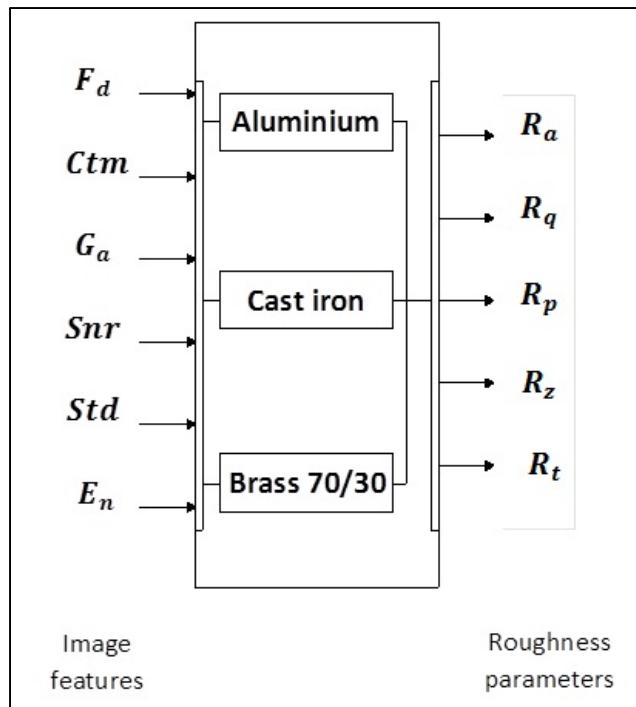
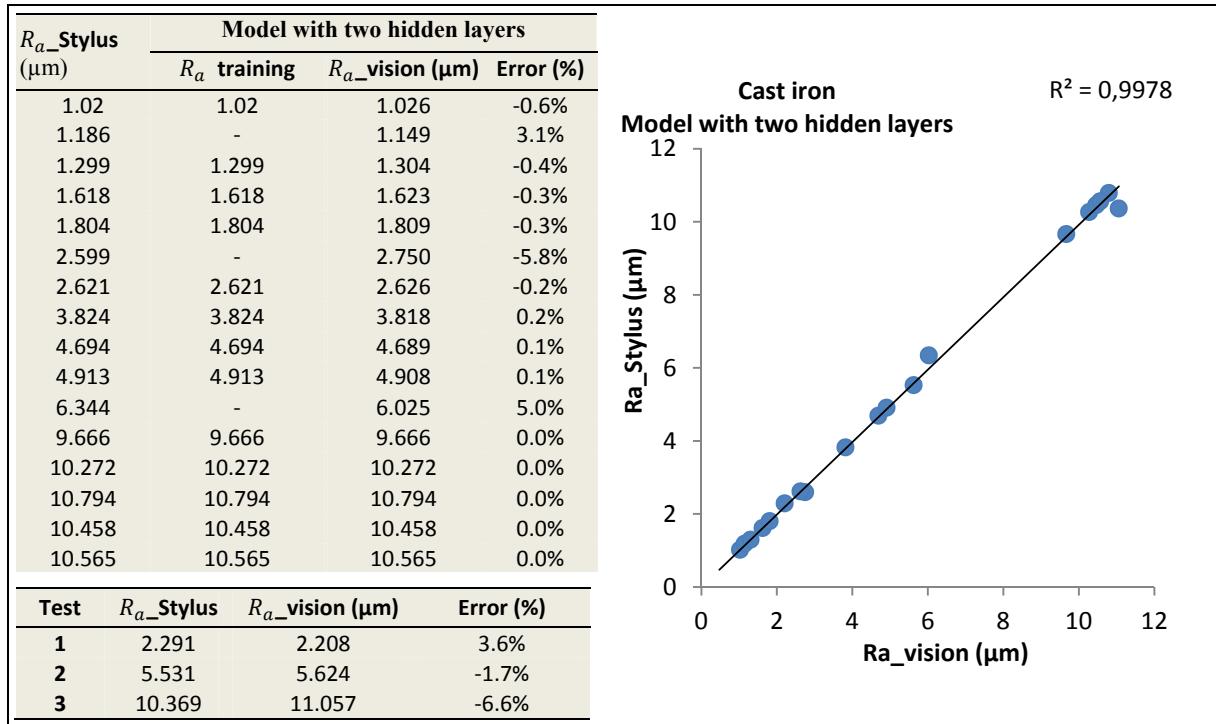


Figure 4.15 Multi-resolution scheme materials

Figure 4.16 Comparison of results obtained with the cast for the evaluation of  $R_a$ .

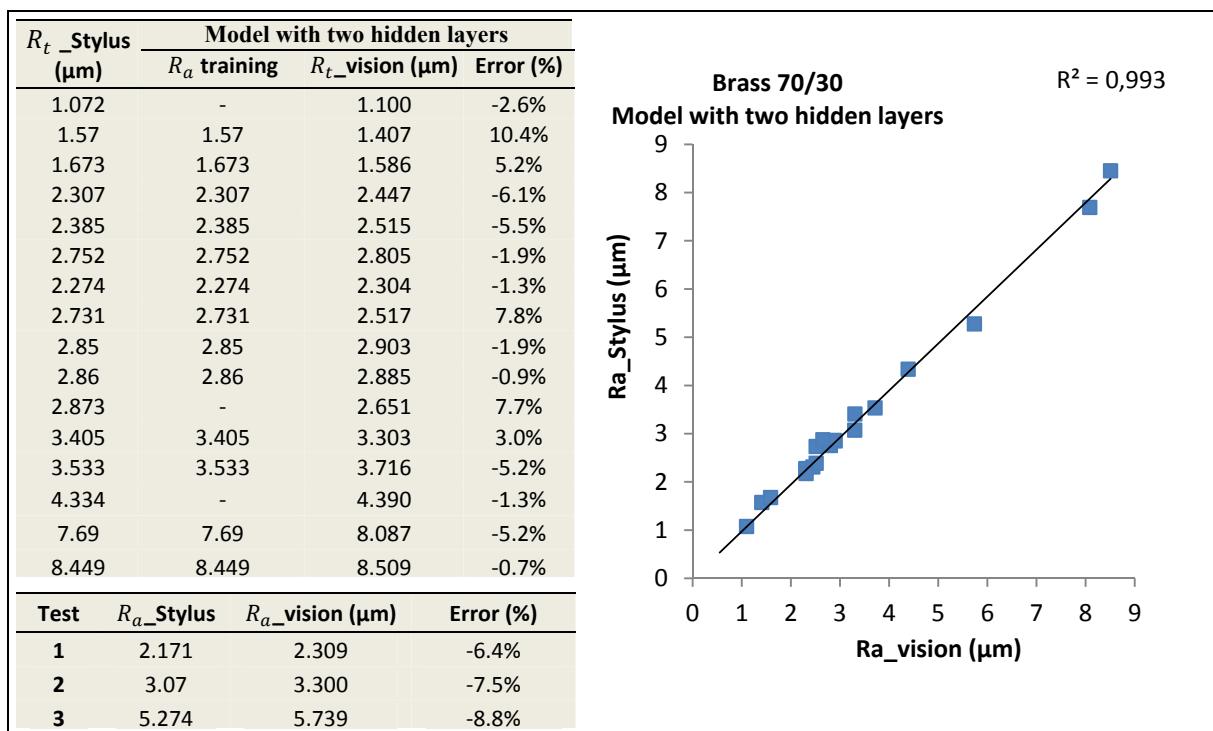


Figure 4.17 Comparison of results obtained with brass for evaluating of  $R_a$ .

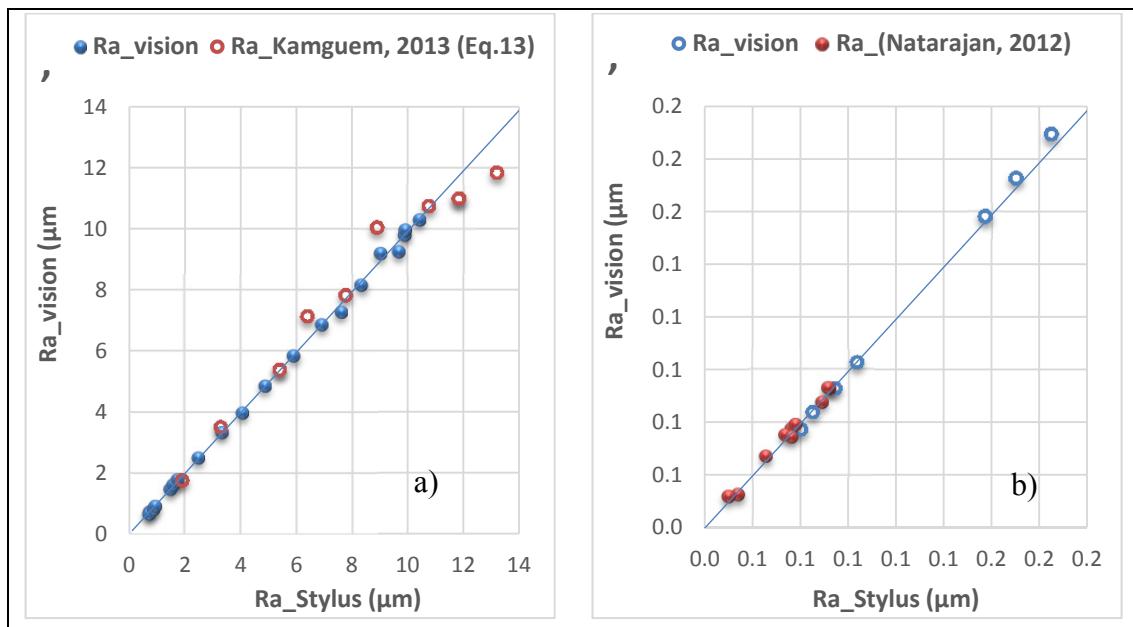


Figure 4.18 Comparison of results of the proposed model with other models from the literature of  $R_a$

The results obtained with the proposed model were compared with some results found in the literature. The results of this study show better performance compared to Kamguem (Kamguem, Tahan et Songmene, 2013) (Figure 18a), as well as those of Natarajan (Natarajan, Palani et Anandampilai, 2012) (Figure 18b), where we compared the data for the roughness values  $R_a < 1.9 \mu\text{m}$ .

#### 4.5 Conclusion

This work has developed a system to evaluate the roughness of machined parts based on machine vision. The system uses a commercial CCD camera, easily available for industrial applications. After image preprocessing, a set of data (statistical and energy) had been extracted. Algorithms were then developed to estimate new features of texture discrimination (gradient factor of surface and average cycle of texture). The wavelet transform is used to represent the image in the space-frequency domain to get the most from the multi-resolution representation of the image. Several descriptors were then evaluated and extracted. A neural network is used to group characteristics and allow to optimally assessing various parameters of roughness, this in order to meet the desired function for the use of the surface.

- The model developed shows the metrological performances advantageous in the case of aluminum and cast iron but with less brass. But when models are developed for each individual material, this provides us with very good results against for evaluating the arithmetic average roughness  $R_a$  for the three materials tested (error  $< 11\%$ ).
- This study evaluates several parameters simultaneously roughness ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_p$ ,  $R_t$  and  $R_z$ ) and the performance obtained by our system is considered interesting for both types of networks used.
- The proposed model is in good agreement with those found in the literature such as Kamguem (Kamguem, Tahan et Songmene, 2013) and Natarajan (Natarajan, Palani et Anandampilai, 2012).

The study clearly demonstrated the potential of using computer vision in the online monitoring of surface roughness of machined parts.

## APPORTS ET RECOMMANDATIONS

### Apports

Une nouvelle méthodologie pour évaluer *in situ* et en temps réel, la rugosité des surfaces usinées a été proposée dans le cadre de cette thèse. Des modèles originaux pour l'évaluation de la rugosité par un système optique ont été développés et validés expérimentalement. Pour des raisons dictées par la commodité de l'usage industriel, nous avons privilégié des modèles minimisant l'utilisation des paramètres d'usinage pour ne se limiter qu'à la forme de la texture de la surface usinée telle que captée par un système de vision. Nous rappelons au lecteur que l'objectif principal de cette thèse était le développement de stratégie pour inspecter la rugosité de surface automatiquement et sans contact à l'intérieur d'un centre d'usinage. Ces stratégies se basent sur des algorithmes et des modèles permettant d'estimer avec une précision acceptable la qualité du fini des pièces usinées. Idéalement, la stratégie proposée devrait être applicable à plusieurs procédés d'usinage. Le présent projet a porté sur l'évaluation du fini de surface obtenu en fraisage et en tournage.

Nous croyons que ces objectifs ont été atteints. Les résultats, analyses et validations ont été publiés dans des revues scientifiques avec comité de lecture par l'intermédiaire de trois publications formant la partie centrale de cette thèse.

Le premier article<sup>1</sup> s'est attardé sur le développement d'un modèle d'estimation de la rugosité en fraisage à partir de paramètres issus d'un système de vision 2D. En prélude à cette première publication, des travaux préliminaires ont été effectués pour identifier l'influence des paramètres d'usinage sur la rugosité d'une surface usinée. Ceci nous a permis de mettre au point le modèle développé. Ainsi, les effets de l'outil de coupe (géométrie et revêtements) et des paramètres de coupe sur la rugosité des pièces en alliage 7075-T6 ont été étudiés. On a constaté une différence significative de la rugosité selon qu'on l'évalue dans le

---

<sup>1</sup> Kamguem, R., Songmene, V., Kenne, J. P., Tahan, S. A. (2012) "Vision-based surface roughness inspection of machined aluminium parts" *Int. J. Machining and Machinability of Materials*, Vol. 12, No. 3, p. 215–235

sens de l'avance ou dans le sens perpendiculaire de la direction de l'avance. Un résultat confirmé par plusieurs chercheurs. Nous avons prouvé que les différentes métriques pour évaluer la rugosité sont affectées de manière similaire par les mêmes paramètres d'usinage (l'avance par dent, la géométrie de l'outil, le revêtement utilisé et la vitesse de coupe). Une conclusion importante de cette première étape d'étude a été le constat que les modèles prédictifs disponibles dans la littérature s'adaptaient peu à l'usinage à grande vitesse. Dans la plupart des cas évalués, Le modèle théorique de fraisage basé sur l'avance par dent et la géométrie de l'outil sous-estime la rugosité arithmétique ( $R_a$ ) par rapport aux modèles empiriques. Comme prévu, en plus de l'avance, le rayon de bec de l'outil possède un grand effet sur la qualité de la surface. Nous avons démontré que l'utilisation d'un outil à grand rayon de bec et un revêtement TiAlN améliore la rugosité par rapport à l'utilisation d'outil à petit rayon et qui possède des revêtements multicouches (ex. TiCN + Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> + TiN, TiCN). Ces résultats ont fait l'objet d'un article de conférence (COM2010). Compte tenu de ces informations, nous avons mis en place et validé un modèle empirique qui permet une estimation précise de la rugosité arithmétique  $R_a$  à partir d'une image captée par une caméra et de la connaissance *a priori* du paramètre d'usinage '*avance par dent*'. Ce modèle prend également en compte le type de matériau usiné et l'outil de coupe utilisé (revêtements et géométrie). Nous avons démontré également que les autres paramètres d'amplitude du profil ( $R_z$ ,  $R_t$ ,  $R_k$ ,  $R_q$ ) ainsi que le paramètre espacement  $R_{sm}$  peuvent être également estimés, à l'aide de modèles similaires. Les modèles développés constituent un point de départ fiable et qui peut être facilement adaptable sur une machine-outil permettant ainsi de déterminer, grâce à un système de vision, la rugosité de surface des alliages d'aluminium usinés à grande vitesse avec différents outils revêtus.

Une critique importante aux modèles proposés par nos premiers travaux a été la nécessité d'introduire un paramètre propre à l'usinage : l'avance par dent. Cette nécessité, bien qu'elle puisse être contournée, représentait un obstacle pratique à l'applicabilité du système de vision. Idéalement, un système de mesure devrait être indépendant. Pour contourner cette contrainte, la suite de nos travaux a été orienté vers le développement d'un système de vision complètement indépendant des connaissances *a priori* des paramètres d'usinage. Uniquement

la connaissance du matériau usiné est maintenue. Le second article<sup>2</sup> présente le développement de nouvelles caractéristiques issues de l'image de la surface usinée prise avec un microscope digital. Le but était d'implémenter un système de post-traitement ayant le potentiel d'évaluer, rapidement et sans contact, la rugosité de surface des pièces usinées.

Pour démarrer ce travail, les effets des différents paramètres du système de vision sur la qualité de l'image ont été étudiés. Nous avons identifiés les caractéristiques statistiques des images qui décrivent le mieux la surface usinée, nous avons déterminé des seuils et nous les avons utilisé pour estimer les paramètres de rugosité. Après prétraitement des images, un ensemble de métriques statistiques a été extrait et diverses explorations ont été abordées, notamment l'évaluation du facteur d'agrandissement approprié pour la capture des images et le développement des modèles d'estimation des facteurs de rugosité. Il a été trouvé que de grands agrandissements ne sont pas systématiquement nécessaires pour obtenir des résultats précis. Nous avons démontré l'excellente performance métrologique de l'estimateur des facteurs de la rugosité de surface en utilisant les modèles proposés. L'erreur pour l'ensemble des tests était comprise entre 1% et 15% selon le modèle utilisé et variait très peu avec le facteur de rugosité ( $R_a$ ,  $R_q$ , et  $R_z$ ). Ces résultats ont fait l'objet d'un article<sup>3</sup> de conférence à la CIRP2011 (Kamguem et al., 2012). À partir des informations issues de ce dernier article de conférence, nous avons entrepris le développement de nouvelles métriques. Contrairement à la plupart des travaux dans le domaine qui utilisent le niveau moyen de gris de l'image, le cycle moyen de la texture a été amélioré et une nouvelle caractéristique d'image désignée par '*facteur de gradient de l'image*' est définie. Ensemble, ils sont utilisés pour estimer les paramètres de rugosité. Nous avons étudié l'effet des paramètres de système de vision sur la qualité de l'image, puis les caractéristiques statistiques des images qui expriment la surface usinée sont déterminés et utilisés pour estimer les paramètres de rugosité. Après traitement de l'image, une série d'indicateurs ont été extraits et diverses approches ont été explorées,

---

<sup>2</sup> Kamguem, R., S. Tahan, and V. Songmene (2013) "Evaluation of machined part surface roughness using image texture gradient factor". *Int. Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, X. 14(2): p. 183-190

<sup>3</sup> Kamguem, R., Tahan, A., Wenga, B., Songmene, V. "Non-contact Optical inspection of machined parts Surface Roughness", 1st International Conference on Virtual Machining Process Technology - VMPT 2012, 28th may – 1st june 2012, École Polytechnique, Montréal, Canada

notamment : l'évaluation et la sélection d'un facteur de grossissement approprié; le développement et l'utilisation des nouvelles caractéristiques discriminatoires (facteur de gradient de surface et cycle moyen de texture amélioré) ; le développement de modèles empiriques d'estimation de la rugosité. Avec des validations expérimentales, nous avons démontré que la performance métrologique de l'estimateur de rugosité de surface, en utilisant les modèles suggérés, est relativement bonne. L'étude a montré également que d'autres paramètres de rugosité ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_p$ ,  $R_t$  et  $R_z$ ) peuvent être estimés en utilisant uniquement les caractéristiques extraites des images et des modèles sans avoir besoin de connaître les paramètres d'usinage utilisés pour générer la surface. Nous considérons donc ce modèle comme une amélioration substantielle par rapport à nos premiers résultats publiés par le premier article.

Pour résumer, nous considérons que notre contribution peut aider à mettre en œuvre un système de mesure sans contact pour l'évaluation rapide de la rugosité de pièces usinées directement dans les stations d'usinage à l'aide d'un microscope ou un système similaire. Nous conjecturons que cet équipement peut équiper les centres d'usinage pour le suivi des outils (évaluation de l'usure) et pour évaluer la rugosité en temps réel ouvrant ainsi la possibilité d'un retour (feedback) d'information. Un tel système pourrait conduire au contrôle industriel par une exploitation de l'image via un système et offrir ainsi des avantages économiques et concurrentiels importants.

En effet, dans une philosophie Lean, l'inspection est souvent vue comme une activité sans valeur ajoutée et qui s'effectue généralement en aval du procédé. La méthode usuelle pour l'évaluation de la rugosité est l'utilisation du stylus et se fait ordinairement dans un local de métrologie, d'où l'augmentation du temps de fabrication d'une pièce. Nous signalons que le Centre national de la recherche et les organismes qui supportent la recherche au Canada (CRSNG) préconisent le domaine de la fabrication concurrentielle comme un axe stratégique pour la recherche. Nous estimons que notre projet trouve sa pleine justification d'un point de vue scientifique, mais surtout industriel et pratique; il a abouti au développement d'une méthode économique, rapide, robuste et précise pour l'évaluation de la rugosité lors de

l’usinage. Les algorithmes utilisés précédemment ont été constamment améliorés afin de les utiliser avec des images issues d’une camera CCD commerciale très abordable.

L’apport principal de ce troisième article<sup>4</sup> est de démontrer la potentiel de pouvoir évaluer simultanément plusieurs paramètres de la rugosité à partir d’une caméra classique CCD et de l’algorithme développé. Nous avons privilégié les caractéristiques suivantes :

**L’économie** : emploie une caméra CCD commerciale, donc facilement disponible pour applications industrielles.

**La rapidité** : sans contact, le temps d’acquisition et du traitement est < 1 seconde.

**La robustesse** : un ensemble de données (statistique et énergétique) a été extrait après prétraitement des images. Des algorithmes sont développés pour estimer de nouvelles caractéristiques de discrimination des textures (facteur de dénivellation et cycle de texture moyen). Afin de tirer le maximum de la représentation multi-résolution de l’image, la transformée en ondelettes est utilisée pour représenter l’image dans le domaine espace-fréquence. Plusieurs descripteurs ont ensuite été évalués et extraits. Un réseau de neurones est utilisé pour regrouper les caractéristiques et ainsi permettre d’évaluer de façon optimale différents paramètres de la rugosité, ceci dans le but de répondre à la fonction désirée pour l’utilisation de la surface.

**La précision** : Le modèle développé démontre des performances métrologiques intéressantes pour les trois matériaux testés : aluminium, fonte et laiton. L’étude a permis d’évaluer simultanément plusieurs paramètres de la rugosité ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_p$ ,  $R_t$  et  $R_z$ ) et la performance obtenue par notre système est jugée intéressante.

---

<sup>4</sup> R. Kamguem, A. Tahan, V. Songmene, “Surface roughness estimation of turned parts from optical image measurements and wavelet decomposition”, Image and vision computing (soumis le 19 février 2013)

L'étude a clairement démontré le potentiel de l'utilisation de la vision artificielle dans le suivi en ligne de la rugosité de surfaces des pièces usinées. Le résultat de ce travail est présenté dans le troisième et dernier article formant cette thèse. Nous croyons que l'ensemble de nos travaux ont répondu aux objectifs fixés au départ de ce projet.

## **Recommandations**

Des contraintes matérielles et temporelles nous ont poussés à mettre un terme à notre recherche et à reproduire le présent rapport. Néanmoins, nous croyons qu'une recherche scientifique n'est jamais terminée et qu'il y a toujours place à l'amélioration.

À chaque niveau, pour l'utilisation du système de vision, il est préférable de bien calibrer la caméra pour que les images puissent contenir les informations dont nous avons besoin pour mener à bien nos analyses. Ayant montré au premier article que le matériau influençait la texture de l'image capturée, il serait préférable d'inclure le coefficient de réflexion des matériaux dans nos modèles afin de généraliser les résultats. Après avoir développé les modèles, la prochaine étape sera d'appliquer les résultats sur une inspection en ligne qui incluent les variations inhérentes et spéciales à un procédé. En d'autres termes, tenter d'appliquer une extension des méthodes développées dans le cadre du laboratoire LIPPS vers un cas réel.

En considérant que les modèles développés tiennent compte de la morphologie de la texture et compte tenu de la qualité de la caméra utilisée, il est préférable de se limiter à des valeurs de rugosité  $\geq 1 \mu\text{m}$ .

Nous suggérons finalement de prévoir aussi un système feedback de rétroaction afin que le système puisse jouer le rôle d'inspection et de contrôle de la qualité de surface lors de l'usinage.

## CONCLUSION

L'intérêt pour l'inspection automatique et sans contact dans le domaine manufacturier n'a cessé de croître ces dernières années, surtout en raison de sa rapidité et de son économie. La qualité de surface (rugosité et texture) est un requis qualité très important pour les pièces du domaine mécanique, et spécialement en aéronautique. L'amorce des fissures, et par conséquent la fiabilité des structures, est directement liée à la qualité du fini de surface. Les différentes techniques rencontrées dans la littérature pour la mesure en ligne de la rugosité ont pour point commun l'utilisation de l'image numérique de la surface en question.

L'objectif principal de cette thèse était de développer des stratégies pour inspecter la rugosité de surface automatiquement et sans contact à l'intérieur d'un centre d'usinage. Ces stratégies se sont basées sur des algorithmes et des modèles empiriques permettant d'estimer, avec une précision acceptable, la qualité du fini des pièces usinées. Le présent projet a porté principalement sur l'évaluation du fini de surface obtenu en fraisage et en tournage. Toutefois, la stratégie est applicable à plusieurs autres procédés.

La première phase de ce travail s'est concentrée sur une revue de la littérature concernant les différentes approches utilisées pour la mesure sans contact de la rugosité et la nécessité de pouvoir évaluer plusieurs paramètres de rugosité pour répondre aux besoins de la fonction de la surface. Cela nous a permis de vérifier et confirmer l'influence des paramètres de coupe sur la rugosité de surface usinée. Ces influences nous ont permis de tirer plusieurs conclusions parmi lesquelles le modèle théorique de rugosité en fraisage basé sur l'avance par dent et sur la géométrie de l'outil sous-estime la rugosité arithmétique ( $R_a$ ) par rapport aux observations et aux modèles empiriques développés. Également ces travaux nous ont aidés dans l'élaboration d'un modèle d'évaluation de la rugosité en se basant seulement sur l'avance par dent et l'image de la surface usinée.

Par la suite, la forme physique de la surface nous a inspiré dans le développement d'une nouvelle métrique pour l'évaluation de la rugosité. Cette métrique est basée sur la forme de la

texture de l'image obtenue lors de l'usinage : le facteur de gradient. Le cycle de texture moyen mis au point par Zang (2010) a été amélioré par la suite en prenant en compte la forme de la texture de la surface usinée. Cette deuxième étude a permis d'évaluer et de sélectionner le facteur d agrandissement approprié pour la prise d'image ainsi que de développer des modèles pour l'estimation des paramètres de la rugosité sans y inclure les facteurs d'usinage comme nous l'avons fait précédemment.

Dans un troisième temps, nous avons privilégié l'aspect économique et nous avons utilisé une caméra CCD de qualité commerciale pour développer un système d'évaluation de la rugosité des surfaces usinées. Afin de tirer le maximum de la représentation multi-résolutionnelle de l'image, nous avons représenté l'image dans le domaine espace-fréquence et extrait un ensemble de descripteurs statistiques et énergétiques en plus de ceux développés précédemment. Afin de répondre à la fonction désirée pour l'utilisation de la surface, un système permettant d'évaluer simultanément plusieurs paramètres de la rugosité a été développé. Les résultats ont été validés sur trois différents matériaux: aluminium, fonte et laiton. L'impact du matériau sur la qualité des résultats obtenus a été analysé et a permis la mise au point d'un système multi-matériaux.

Au terme de cette thèse, nous pouvons désormais admettre que plusieurs paramètres de rugosité peuvent être estimés en utilisant uniquement les descripteurs extraits de l'image, sans connaître *a priori* les paramètres d'usinage utilisés pour générer la surface. Les résultats obtenus avec le système proposé sont comparables à ceux obtenus avec un Stylet de mesure de rugosité, et pourraient donc contribuer à la surveillance en ligne de la qualité des surfaces usinées.

## BIBLIOGRAPHIE

- Al-Kindi, Ghassan A., et Bijan Shirinzadeh. 2007. « An evaluation of surface roughness parameters measurement using vision-based data ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 47, n° 3-4, p. 697-708.
- Alegre, Enrique, Joaquin Barreiro et Sir Alexci Suarez-Castrillon. 2012. « A new improved Laws-based descriptor for surface roughness evaluation ». *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 59, n° 5-8, p. 605-615.
- Altintas, Yusuf. 2000. *manufacturing automation, Metal Cutting Mechanic, Machine Tool vibration, and CNC Design*. Cambridge University Press 298 p.
- Alves, M. L., E. Clua et F. R. Leta. 2012. « Evaluation of surface roughness standards applying Haralick parameters and Artificial Neural Networks ». In *Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP), 2012 19th International Conference on*. (11-13 April 2012), p. 452-455.
- Avci, E., A. Sengur et D. Hanbay. 2009. « An optimum feature extraction method for texture classification ». *Expert Systems with Applications*, vol. 36, n° 3, p. 6036-6043.
- Badashah, Syed Jahangir, et P. Subbaiah. 2011. « Image enhancement and surface roughness with feature extraction using DWT ». In *International Conference on Sustainable Energy and Intelligent Systems, SEISCON 2011, July 20, 2011 - July 22, 2011*. (Chennai, India), 583 CP Vol. 2011, p. 754-759.
- Bai, Chunli. 2000. *Scanning Tunneling Microscopy and its application*, 2nd edition (september 15, 2000). Coll. « Spring series in Surface sciences 32, Shanghai Scientific and technical publishers ». Spring , 368 p.
- Barlier, C. Girardin, L. . 1995. *Mémotech Productique, Matériaux et usinage* Educalive. Ed Casteilla, 406 p.
- Benatmane, Abderrazzaq. 2002. « Développement de la microscopie interférométrique pour une meilleure analyse morphologique des couches minces et épaisses des matériaux semiconducteurs et optiques ». France, Université Louis Pasteur-Strasbourg I, 194 p.
- Bertrand, N., P. Bulkin, B. Drevillon, S. Lucas et S. Benayoun. 1997. « In situ infrared ellipsometry study of plasma processing of metallic surfaces ». *Surface and Coatings Technology*, vol. 94-95, p. 362-367.
- Bieri, L. S., et J. Jacot. 2004. « Three-dimensional vision using structured light applied to quality control in production line ». *Optical Metrology in Production Engineering*, vol. 5457, p. 463-471

- Binning, G., H. Rohrer et Ch Gerber. 1982. « Surface studies by Scanning Tunneling Microscopy ». *Physical Review Letters*, vol. 49, n° 1, p. 57-61.
- Bissuel, F. 1996. « Réalisation de couches minces antireflet sur des substrats organiques par le procédé sol-gel et par spin-coating ». Université Montpellier II.
- Boothroyd, G., et K. W. Anthony. 2006. *Fundamentals of machining and machine tools*. CRC Press, Taylor & Francis Group, 573 p.
- Buj-Corral, Irene, Joan Vivancos-Calvet et Alejandro Dominguez-Fernandez. 2012. « Surface topography in ball-end milling processes as a function of feed per tooth and radial depth of cut ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 53, n° 1, p. 151-159.
- Castellon, B. 2002. « Principe et applications de l'ellipsométrie spectroscopique ». *Photoniques*, vol. 7.
- Chang, S. I., et J. S. Ravathur. 2005. « Computer vision based non-contact surface roughness assessment using wavelet transform and response surface methodology ». *Quality Engineering*, vol. 17, p. 435-51.
- Cornet, Alain, et Jean-Paul Deville. 1998. *Physique et ingénierie des surfaces*. EDP Sciences, 350 p.
- Coulon, G. 2000. « Imagerie de surface de polymères : microscopie à force atomique ». In *Technique de l'ingénieur, Traité plastiques et composites*. Vol. AM. article AM3280.
- D. Shome, P.K. Ray, B. Mahanty. 2009. « Quality improvement of machine vision-based non-contact inspection of surface roughness in turning through adaptive neuro-fuzzy interference system ». *International Journal of Productivity and Quality Management* vol. 4, n° 3, p. p. 324 - 344.
- Datta, Anurup, Samik Dutta, Surjya K. Pal, Ranjan Sen et Sudipta Mukhopadhyay. 2012. « Texture analysis of turned surface images using grey level cooccurrence technique ». In *2011 International Conference on Future Materials Engineering and Industry Application, 4 - 5 August, 2011*. (Bali Island, Indonesia) Vol. 365, p. 38-43.
- Dhanasekar, B., et B. Ramamoorthy. 2008. « Assessment of surface roughness based on super resolution reconstruction algorithm ». *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 35, p. 1191-205.
- Drevillon, Bernard. 1998. « Spectroscopic ellipsometry in the infrared range ». *Thin Solid Films*, vol. 313-314, p. 625-630.
- Eberhart, J. P. 1989. *Analyse Structurale et chimique des matériaux*. Paris, 614 p.

- Fadare, D. A., et A. O. Oni. 2009. « Development and application of a machining vision system for measurement of surface roughness ». *Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 4, p. 30-37.
- Gadelmawla, E. S. 2004. « A vision system for surface roughness characterization using the gray level co-occurrence matrix ». *NDT and E International*, vol. 37, p. 577-588.
- Grzesik, W., et K. Zak. 2012. « Modification of surface finish produced by hard turning using superfinishing and burnishing operations ». *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 212, n° 1, p. 315-322.
- Hamed, A. M., et M. Saudy. 2007. « Computation of surface roughness using optical correlation ». *Pramana - Journal of Physics*, vol. 68, p. 831-842.
- Hiremath, P. S., et S. Shivashankar. 2008. « Wavelet based cooccurrence histogram features for texture classification with an application to script identification in a document image ». *Pattern Recogn Lett*, vol. 29, p. 1182-1189.
- Hoy, D. E. P., et F. Yu. 1991. « Surface quality assessment using computer vision methods ». *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 28, n° 1-2, p. 265-274.
- ISO.13565-1. 1998. « Geometrical product specifications (GPS) —Surface texture: Profile method; surfaces having stratified functional properties —Part 1: Filtering and general measurement conditions ».
- ISO.13565-2. 1998. « Geometrical product specifications (GPS) —Surface texture: Profile method; surfaces having stratified functional properties —Part 2: Height characterization using the linear material ratio curve ».
- Kamguem, R., Songmene, V., Kenne, J. P., Tahan, S. A. 2012. « Vision-based surface roughness inspection of machined aluminium parts ». *Int. J. Machining and Machinability of Materials*, vol. 12, n° 3, p. 215–235.
- Kamguem, R., A. Tahan, B. Wenga et Songmene V. 2012. « Non-contact Optical inspection of machined parts Surface Roughness ». In *1st International Conference on Virtual Machining Process Technology - VMPT 2012*. (École Polytechnique, Montréal, Canada, 28th may – 1st june 2012), p. 1-10.
- Kamguem, Rene, SouheilAntoine Tahan et Victor Songmene. 2013. « Evaluation of machined part surface roughness using image texture gradient factor ». *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, vol. 14, n° 2, p. 183-190.
- Kamguem., Rene, V. Songmene., J. P Kenne. et A. Tahan. 2011. « Surface Quality of 7075-T6 Aluminum Alloy Machined Using High-Speed Milling Process ». In *conference of metallurgists*. (Hilton Bonaventure Hotel, Montréal, Quebec, Oct 2-5, 2011), p. 1-13.

- Kayahan, E., O. Gundogdu, F. Hacizade et H. Nasibov. 2009. « Autocorrelation analysis of spectral dependency of surface roughness speckle patterns ». *Isot: 2009 International Symposium on Optomechatronic Technologies*, p. 235-240
- Kayahan, E., H. Oktem, F. Hacizade, H. Nasibov et O. Gundogdu. 2010. « Measurement of surface roughness of metals using binary speckle image analysis ». *Tribology International*, vol. 43, n° 1-2, p. 307-311.
- Kumar, R., P. Kulasekar, B. Dhanasekar et B. Ramamoorthy. 2005a. « Application of digital image magnification for surface roughness evaluation using machine vision ». *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, vol. 45, p. 228-34.
- Kumar, R., P. Kulasekar, B. Dhanasekar et B. Ramamoorthy. 2005b. « Application of digital image magnification for surface roughness evaluation using machine vision ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 45, n° 2, p. 228-234.
- Kumar, R., P. Kulasekar, B. Dhanasekar et B. Ramamoorthy. 2005c. « Application of digital image magnification for surface roughness evaluation using machine vision ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 45, n° 2, p. 228-34.
- Landolt, D. 1993. *Corrosion et chimie de surfaces des matériaux*, Traité des matériaux No 12. Lausanne: Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Lee, B. Y., H. Juan et S. F. Yu. 2002. « A study of computer vision for measuring surface roughness in the turning process ». *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 19, n° 4, p. 295-301.
- Lee, B. Y., et Y. S. Tarn. 2001a. « Surface roughness inspection by computer vision in turning operations ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 41, n° 9, p. 1251-1263.
- Lee, B. Y., et Y. S. Tarn. 2001b. « Surface roughness inspection by computer vision in turning operations ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 41, n° 9, p. 1251-63.
- Liu, Wei, Xiuyan Zheng, Shuangjun Liu et Zhenyuan Jia. 2012. « A roughness measurement method based on genetic algorithm and neural network for microheterogeneous surface in deep-hole parts ». *Journal of Circuits, Systems and Computers*, vol. 21, n° 01, p. 1250005 1-14.
- Livens, Stefan. 1998. « Image analysis for material characterisation ». Universitaire Instelling Antwerpen, 154 p.
- Luk, F., V. Huynh et W. North. 1989. « Measurement of surface roughness by a machine vision system ». *Journal of Physics E: Scientific Instruments*, vol. 22, p. 997-980.

- Mallat, S. G. 1989. « A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation ». *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, n° 7, p. 674-93.
- Martin, J. L., et A. Georges. 1998. *Caractérisation expérimentale des matériaux II–Analyse par rayons X, électrons et Neutrons*. Lausanne: presses polytechniques et universitaires romandes.
- Michel, A. 1989. « Caractérisation et mesure des microgéométries de surface ». In *Technique de l'ingénieur. traité mesures et contrôle*. p. 1-20. R1230.
- Morala-Arguello, P., J. Barreiro et E. Alegre. 2012. « A evaluation of surface roughness classes by computer vision using wavelet transform in the frequency domain ». *Int. Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 59, n° 1-4, p. 213-220.
- Mouri, A., N. Aoki et T. Inari. 2002. « Surface roughness measurement using laser diffraction pattern obtained by a video camera and photo-sensors ». In *SICE 2002. Proceedings of the 41st SICE Annual Conference, 5-7 Aug. 2002*. (Tokyo, Japan) Vol. vol.4, p. 2517-19.
- Natarajan, U., S. Palani et B. Anandampilai. 2012. « Prediction of surface roughness in milling by machine vision using ANFIS ». *Computer-Aided Design and Applications*, vol. 9, n° 3, p. 269-288.
- Otsu, N. 1979. « A threshold selection method from gray-level histograms ». *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-9, n° 1, p. 62-6.
- Palani, S., et U. Natarajan. 2011. « Prediction of surface roughness in CNC end milling by machine vision system using artificial neural network based on 2D Fourier transform ». *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 54, n° 9-12, p. 1033-1042.
- Péré, J. P. 1994. *La microscopie–techniques d'étude en biologie*. Coll. « Collection 128 ». Paris: Édition Nathan.
- Persson, U. 2006. « Surface roughness measurement on machined surfaces using angular speckle correlation ». *Journal of Materials Processing Technology*, vol.180, p. 233-8.
- Poon, C. Y., et B. Bhushan. 1995. « Comparison of surface roughness measurements by stylus profiler, AFM and non-contact optical profiler [of glass-ceramic thin-film rigid disc substrates] ». *Wear*, vol. 190, p. 76-88.
- Priya, P., et B. Ramamoorthy. 2007. « The influence of component inclination on surface finish evaluation using digital image processing ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 47, n° 3-4, p. 570-579.

- Ramapriya, S., Srivatsa, S. K. 2008. « Estimation of Surface roughness parameter using Wavelets based feature extraction ». *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 8, p. 282-288.
- Rao, T.Venkat Narayana, et A.Govardhan. 2012. « Analysis and assessment of surface image texture mechanics ». *Journal of Global Research in Computer Science*, vol. 3, n° 9, p. 6-11.
- Roblin, G. 1999. « Microscopies optiques à balayage ». In *Technique de l'ingénieur, Traité mesures et contrôle*. article R6714.
- S. Kumanan, C. P. Jesuthanam and R. Ashok Kumar. 2008. « Application of multiple regression and adaptive neuro fuzzy inference system for the prediction of surface roughness ». *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 35, n° 7-8, p. 778-788.
- S.Arivazhagan, S.Deivalakshmi et K.Kannan. 2007. « Performance Analysis of Image Denoising System for different levels of Wavelet decomposition ». *International Journal of Imaging Science and Engineering*, vol. 1, n° 3, p. p 104-107.
- Schulz, H. 1999. « The History of High-Speed Machining ». *Revista de Ciência & Tecnologia* vol. 13, p. 9-18.
- Shinn-Ying, Ho, Lee Kuang-Chyi, Chen Shih-Shin et Ho Shinn-Jang. 2002a. « Accurate modeling and prediction of surface roughness by computer vision in turning operations using an adaptive neuro-fuzzy inference system ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 42, n° 13, p. 1441-6.
- Smriti H. Bhandari, S. M. Deshpande. 2007. « Feature Extraction for Surface Classification – An approach with Wavelets ». *International Journal of Computer and Information Science and Engineering*, vol. 1, n° 4, p. 215-219.
- Sun, W., R. Mukherjee, P. Stroeve, A. Palazoglu et J. A. Romagnoli. 2009. « A multi-resolution approach for line-edge roughness detection ». *Microelectronic Engineering*, vol. 86, n° 3, p. 340-351.
- Sungdo, Cha, P. C. Lin, Zhu Lijun, Sun Pang-Chen et Y. Fainman. 2000. « Nontranslational three-dimensional profilometry by chromatic confocal microscopy with dynamically configurable micromirror scanning ». *Applied Optics*, vol. 39, p. 2605-13.
- Teague, E. Clayton, Theodore V. Vorburger, Daniel Maystre et R. D. Young. 1981. « Light scattering from manufactured surfaces ». *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, vol. 30, p. 563-569.

- Thivakaran, T..K., Chandrasekaran, R. M. 2010. « Evaluation of Vision based Surface Roughness using Wavelet Transforms with Neural Network Approach ». *Int. Journal of Computer Science and Information Security*, vol. 8, p. 243-252.
- Wang, X., et E. M. Petriu. 2011. « Neural Fractal Prediction of Three Dimensional Surface Roughness ». *2011 Ieee International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (Cimsa)*, p. 76-79.
- Whitehouse, D. J. 1997. « Surface metrology ». *Measurement Science & Technology*, vol. 8, n° 9, p. 955-972.
- Wilson, T. 1989. « Trends in Confocal Microscopy ». *Trends in Neurosciences*, vol. 12, n° 12, p. 486-493.
- Xavior, M. A., et M. Adithan. 2009. « Determining the influence of cutting fluids on tool wear and surface roughness during turning of AISI 304 austenitic stainless steel ». *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 209, n° 2, p. 900-909.
- XiaoMei, Xu, et Hu Hong. 2009. « Development of Non-contact Surface Roughness Measurement in Last Decades ». In *International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*. p. 210-213. IEEE Computer Society Washington, DC, USA.
- Xu, Xiaomei. 2009. « Non-contact surface roughness measurement based on laser technology and neural network ». In *2009 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, ICMA 2009, August 9, 2009 - August 12, 2009*. (Changchun, China), p. 4474-4478.
- Yim, D. Y., et S. W. Kim. 1994. « Light-Scattering Patterns of Simulated Engineering Surfaces When the Surfaces Have a Sinusoidal Waviness ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 34, n° 1, p. 33-41.
- Young, Russell D., Theodore V. Vorburger et E. Clayton Teague. 1980. « In-process and on-line measurement of surface finish ». *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, vol. 29, p. 435-440.
- Yujun, Cai, Lizhen et Panxin. 2010. « A Geometrical Simulation of Ball End Finish Milling Process and Its Application for the Prediction of Surface Topography ». In *2010 International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering (MACE), 26-28 June 2010*. (Piscataway, NJ, USA), p. 519-522.

- Zhang, Jian, et Jin Zhou. 2010. « Surface Roughness Measure Based on Average Texture Cycle ». In *2010 2nd International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC 2010), 26-28 Aug. 2010.* (Los Alamitos, CA, USA) Vol. vol.2, p. 298-302.
- Zhang, Xi, Wenming Yang, Fei Zhou et Qingmin Liao. 2011. « Surface roughness measurement for castings based on wavelet energy ». In *2nd International Conference on Multimedia Technology, ICMT 2011, July 26, 2011 - July 28, 2011.* (Hangzhou, China), p. 6556-6559.
- Zhang, Z. S., Z. X. Chen, J. F. Shi, R. H. Ma et F. Jia. 2009. « A Neural Network-based Machine Vision Method for Surface Roughness Measurement ». In *2009 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Vols 1-7, Conference Proceedings*, p. 3293-3297.
- Zhisheng, Zhang, Chen Zixin, Shi Jinfei, Ma Ruhong et Jia Fang. 2009. « A Neural Network-based Machine Vision Method for Surface Roughness Measurement ». In *2009 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 9-12 Aug. 2009.* (Piscataway, NJ, USA), p. 3293-7.