

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

**ANALYSE ET CARACTÉRISATION
MULTIDIMENSIONNELLES POUR
L'OPTIMISATION DU FINI DE SURFACE DE
PIÈCES EN COMPOSITES**

MICHEL RIOUX, ing, M.ing.

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES APPLIQUÉES ET GÉNIE INDUSTRIEL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

THÈSE
PRÉSENTÉE EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE DOCTORAT
(GÉNIE INDUSTRIEL)
LE 28 JANVIER 2011

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Cette thèse intitulée :

ANALYSE ET CARACTÉRISATION MULTIDIMENSIONNELLES POUR
L'OPTIMISATION DU FINI DE SURFACE DE PIÈCES EN COMPOSITES

Présentée par : RIOUX Michel

en vue de l'obtention du diplôme de : doctorat

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. ADJENGUE Luc-Désiré, Ph. D., président

M. CLÉMENT Bernard, Ph. D., membre et directeur de recherche

M. TROCHU François, Ph. D., membre et codirecteur de recherche

M. BARBEAU Benoît, Ph.D., membre et représentant du doyen

M. SAUCIER Antoine, Ph. D., membre (Mathématiques et génie industriel)

M. TAHAN Antoine, Ph.D., membre externe (ÉTS)

DÉDICACE

Cette thèse de doctorat est dédiée à feu ma mère, Antoinette, pour sa confiance et son appui inconditionnels envers mes projets, puis à feu mon père, Georges-Henri, pour la transmission de son intérêt à comprendre profondément les mécanismes autour de moi.

REMERCIEMENTS

Entreprendre un doctorat représente une grande décision personnelle. Le poursuivre et le terminer nécessite toutefois toute une équipe. Ainsi, je tiens à remercier au plus haut niveau toutes les personnes qui m'ont permis de réunir les conditions nécessaires à la réalisation et à l'achèvement de ce merveilleux parcours intellectuel.

La décision initiale a été prise à l'École de technologie supérieure (ÉTS). Je suis très reconnaissant envers mes collègues du département du génie de la production automatisée (GPA), les membres de la direction et du conseil d'administration pour m'avoir offert une opportunité en or. Sans le soutien financier et le congé de perfectionnement accordés, ce projet aurait été impossible.

Du côté académique, merci à mon directeur, Bernard Clément, du département de mathématiques et génie industriel de l'École Polytechnique de Montréal, qui a sans cesse su me soutenir autant scientifiquement qu'humainement. Merci aussi à mon codirecteur, François Trochu, du département de génie mécanique aussi de l'École Polytechnique, pour m'avoir offert des défis et un environnement de recherche très élaboré. De même, merci au professeur Pascal Hubert, du département de génie mécanique de l'Université McGill, pour m'avoir donné accès à ses installations et à son équipe de recherche.

D'un point de vue personnel, il me faudrait des pages pour mentionner les noms de tous les collègues, amis, étudiants ou membre de la parenté, dont mes beaux-parents, qui m'ont suivi et soutenu durant ce long cheminement. Merci à toutes et à tous.

Finalement, comment pourrais-je remercier suffisamment les membres de ma famille immédiate pour compenser tous les compromis encourus. Merci à ma charmante épouse, Annabel, qui m'a d'ailleurs donné deux merveilleux enfants durant ces études doctorales : mon fils Louis-Olivier et ma fille Sarah-Jeanne. Donc, pour l'inspiration, la conciliation et la patience, un énorme merci à mes trois amours.

RÉSUMÉ

Mots-clés : Fini de surface, RTM, caractérisation multidimensionnelle, rugosité

Dans le domaine des transports, le procédé RTM présente beaucoup de potentiel. Celui-ci nécessite cependant encore plusieurs améliorations, notamment en ce qui a trait à la qualité du fini de surface. Étant donné qu'il n'existe pas encore de théorie permettant de modéliser ce phénomène, l'approche empirique devient nécessaire. La théorie des plans d'expérience est toute désignée, mais elle nécessite d'avoir une réponse quantitative représentant bien le phénomène.

Les lacunes de l'indice de rugosité usuel (R_a) comme paramètre de caractérisation sont démontrées. Toutefois, en utilisant les profils bruts mesurés par un rugosimètre, plusieurs statistiques ont été calculées en s'inspirant des techniques de traitement du signal, de la statistique classique ou des séries chronologiques. Une méthode de redressement des profils a été mise au point. Ensuite, à l'aide d'une analyse multidimensionnelle, quatre variables de caractérisation (minimum, maximum, asymétrie et aplatissement) ont été retenues. Bien que d'allure élémentaire, ces quatre variables sont non seulement très complémentaires mais également beaucoup plus riches d'information que des R_a , même avec différents seuils de coupure fréquentielle.

Ces quatre variables de caractérisation comblent le besoin limitant l'emploi des plans d'expériences dans ce domaine. Elles peuvent même fournir de l'information sur les types de défauts prédominants (min./cavités, max./aspérités, asymétrie/crêtes tronquées et aplatissement/dénivellations). Elles peuvent également être agrégées. Parce qu'elles contiennent de l'information redondante, l'usage de la distance de Mahalanobis s'est démontrée utile. La présente recherche démontre l'intérêt des analyses statistiques dans le domaine des composites.

ABSTRACT

Keywords: Surface finish, RTM, multidimensional characterization, roughness

In the field of transportation, the RTM process offers a lot of potential. It however requires several improvements, notably regarding the quality of surface finish. Since no theory currently allows to model the process, the empirical approach is necessary. The experimental design theory is an obvious choice, but it requires a quantitative response to represent this phenomenon.

The shortcomings of the usual roughness index (R_a) as a characterization parameter are demonstrated. However, by using the raw profiles measured by a profilometer, several statistics were calculated based on signal processing techniques, statistics and time series. A profile straightening method was developed. Four characterization variables (i.e. minimum, maximum, skewness, and kurtosis) were subsequently selected by resorting to a multivariate analysis. Although elementary-looking, these four variables are not only highly complementary but they also provide much richer information than R_a s, even with different cutoff frequency thresholds.

These four characterization variables fill the need restricting the use of design of experiments in this field. They can even provide information on the types of predominant defects (min/cavities, max/peaks, asymmetry/truncated crests, and kurtosis/depressions). They can also be aggregated. Because they contain redundant information, the use of the Mahalanobis distance has proven useful. This research shows the relevance of statistical analysis in the field of composites.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	IV
REMERCIEMENTS	V
RÉSUMÉ	VI
ABSTRACT	VII
TABLE DES MATIÈRES	VIII
LISTE DES TABLEAUX.....	XII
LISTE DES FIGURES.....	XIV
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XVII
LISTE DES ANNEXES.....	XVIII
INTRODUCTION	1
Problématique de recherche	2
Objectifs de haut niveau.....	2
Défis	3
Pertinence théorique.....	10
Impact socio-économique	10
Énoncé de recherche	11
Questions de recherche	11
Hypothèses	13
Définition des termes	13
Organisation de la thèse	14
1 REVUE DE LA LITTÉRATURE.....	17
1.1 Description du procédé RTM.....	17
1.1.1 Fondements	18
1.1.2 Paramètres importants.....	19
1.1.3 Complexité de la réaction chimique.....	22
1.2 Principaux défis de haut niveau	25
1.2.1 Utilisation substantielle des composites.....	26
1.2.2 Mise au point d'un procédé économique et performant.....	26
1.2.3 Amélioration du fini de surface.....	32

1.3	Principales techniques d'évaluation du fini de surface	34
1.3.1	Inspection visuelle.....	35
1.3.2	Ultrasons et radiographie	36
1.3.3	Rugosimètre	36
1.3.4	Méthodes visuelles dédiées	39
1.3.5	Utilisation d'une méthodologie efficace	43
1.3.6	Travaux antérieurs.....	45
1.4	Distinction entre cette recherche et la littérature existante	46
2	PROBLÉMATIQUE	48
2.1	Besoin de caractérisation du fini de surface.....	48
2.2	Lacunes de la rugosité pour mesurer le fini de surface	49
2.2.1	Différents profils de même Ra	51
2.2.2	Lacunes de la rugosité comme indicateur du fini de surface	56
2.2.3	Résumé des faits saillants	61
2.3	Hypothèses et questions de recherche.....	63
2.3.1	Hypothèses fondamentales.....	63
2.3.2	Questions de recherche	65
3	MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE	67
3.1	Ensemble de 48 pièces - Caractérisation du fini de surface.....	68
3.1.1	Matériel expérimental	68
3.1.2	Fabrication des échantillons.....	69
3.1.3	Mesure des échantillons	71
3.1.4	Statistiques pour la caractérisation du fini de surface.....	73
3.2	Ensemble de 18 pièces – Analyse et optimisation	78
3.2.1	Fabrication des échantillons.....	79
3.2.2	Évaluations visuelles.....	82
3.2.3	Évaluation de la rugosité des pièces.....	84
3.2.4	Traitement statistique des évaluations visuelles	87
3.2.5	Traitement statistique des mesures de rugosité.....	87
3.2.6	Analyse du lien entre les analyses visuelles et la rugosité	87
3.2.7	Analyse du plan d'expérience	88

4	CALCUL PRÉLIMINAIRE DES STATISTIQUES	90
4.1	Lissage et nivelage des profils bruts	90
4.2	Méthodologie de sélection du polynôme de redressement	92
4.3	Calcul de la longueur des profils.....	99
4.4	Analyse fréquentielle	100
4.5	Transformée de Fourier.....	101
4.6	Niveau global d'énergie	103
4.7	Étude d'autocorrélation.....	105
4.8	Calcul des indicateurs statistiques de base.....	108
5	CARACTÉRISATION DU FINI DE SURFACE	111
5.1	Méthode objective de caractérisation du fini de surface.....	112
5.1.1	Analyse des corrélations entre les indicateurs	112
5.1.2	Choix des indicateurs avec une ACP	114
5.2	Validation sur des données externes	118
5.3	Impact des facteurs du profil sur la caractérisation.....	119
5.3.1	Types de défauts et profils typiques.....	119
5.3.2	Plan d'expérience – Types de défauts versus caractérisation	122
6	ANALYSE ET CARACTÉRISATION DU FINI DE SURFACE DES 18 PIÈCES	129
6.1	Analyse des redondances entre les indicateurs	129
6.1.1	Recherche de groupes similaires.....	134
6.2	Analyse des données de rugosité	140
6.2.1	Variabilité du <i>Ra</i> sur les huit lignes échantillonnées	142
6.2.2	Analyse des redondances des seuils de coupure	145
6.2.3	Comparaison des seuils.....	150
6.2.4	Résumé des analyses de rugosité	155
6.3	Étude du lien entre l'évaluation visuelle et la rugosité	158
6.3.1	Analyse de corrélation entre toutes les variables	158
6.4	Application de la méthode de caractérisation proposée.....	161
6.4.1	Calcul des différentes statistiques	161
6.4.2	Étude du lien avec les évaluations visuelles	163
6.4.3	Étude du lien avec la rugosité	166

6.5	Impact sur l'optimisation du fini de surface	168
6.5.1	Analyse du plan d'expérience	169
6.5.2	Méthode d'analyse	177
6.5.3	Réponse : Ra	177
6.5.4	Réponse : Première composante principale des analyses visuelles	181
6.5.5	Réponse : Regroupements automatiques sur les analyses visuelles.....	182
6.5.6	Réponse : Chemin le court sur les distances des regroupements	185
6.5.7	Réponse : Distance de Mahalanobis	189
6.5.8	Bilan des différentes analyses (différentes réponses)	192
CONCLUSION		194
Discussion		197
Généralisation potentielle et limitations.....		199
Résumé des découvertes en lien avec la théorie		200
Implications théoriques et pratiques.....		201
Proposition de recherche future		202
BIBLIOGRAPHIE		204

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 Principaux procédés concurrents au RTM	29
Tableau 2 Seuils de coupure normalisés	37
Tableau 3 Écarts types et rugosité (R_a) de 48 pièces.....	51
Tableau 4 Données comparatives : profilomètre, LORIA et DOI	56
Tableau 5 Corrélation entre profilomètre, LORIA et DOI	58
Tableau 6 Valeurs propres – Rugosimètre (R_a), LORIA et DOI.....	60
Tableau 7 Plage des facteurs de fabrication	70
Tableau 8 Domaine expérimental	81
Tableau 9 Plan des essais en variables naturelles	81
Tableau 10 Échelle d'évaluation visuelle	83
Tableau 11 Évaluations visuelles - Haider.....	84
Tableau 12 Seuils normalisés selon la nomenclature des résultats de rugosité	86
Tableau 13 Fraction du tableau des données.....	110
Tableau 14 Corrélation entre tous les facteurs (n=96).....	114
Tableau 15 Pourcentage de variance des composantes principales	116
Tableau 16 Poids des variables dans l'ACP – Mesures #3	117
Tableau 17 Fonctions de simulation des profils du plan d'expérience	123
Tableau 18 Plan d'expérience Types de défauts vs critères de caractérisation.....	124
Tableau 19 Types de défauts en fonction des critères de caractérisation	128
Tableau 20 ACP Analyses visuelles	129
Tableau 21 Poids des critères d'évaluation visuelle	130
Tableau 22 Synthèse des évaluations visuelles.....	132
Tableau 23 Tri des pièces selon l'évaluation visuelle.....	133
Tableau 24 Regroupements automatiques des évaluations visuelles.....	136
Tableau 25 Regroupements automatiques d'évaluations visuelles.....	138
Tableau 26 Regroupements automatiques d'évaluations visuelles.....	139
Tableau 27 Résultats de rugosité pour l'essai numéro 17.....	141
Tableau 28 Résumé des cas sans homogénéité des R_a	144
Tableau 29 ACP Seuils pour toutes les données.....	146
Tableau 30 Évolutions des ACP selon la qualité des finis de surface	149

Tableau 31 Transformations suggérées selon λ	153
Tableau 32 ANAVAR - Mesures Répétées	154
Tableau 33 Quatre statistiques des 18 pièces.....	162
Tableau 34 Corrélation canonique : Rugosité vs statistiques de caractérisation	163
Tableau 35 Corr. canonique : Var. visuelles et stat. de caractérisation (12 pièces).....	165
Tableau 36 ACP Rugosité vs statistiques de caractérisation	166
Tableau 37 ACP Rugosité vs statistiques de caractérisation (12 pièces).....	167
Tableau 38 Effets potentiels du plan d'expérience	170
Tableau 39 Plan des essais en variables codées.....	172
Tableau 40 Corrélations entre les effets.....	173
Tableau 41 Plan des essais en variables naturelles	174
Tableau 42 Corrélations importantes entre les effets – Variables naturelles	176
Tableau 43 ANAVAR ln(Ra 0.8-25) – 18 essais.....	178
Tableau 44 Résumé des cinq analyses du Ra.....	180
Tableau 45 ANAVAR sur la réponse CP1 Visu	182
Tableau 46 Rappel des regroupements automatiques d'évaluations visuelles.....	183
Tableau 47 ANAVAR sur les regroupements automatiques des évaluations visuelles.....	184
Tableau 48 Alias des effets pour Groupe.....	185
Tableau 49 Distance entre les pièces	186
Tableau 50 ANAVAR sur les distances.....	188
Tableau 51 Distances de Mahalanobis.....	190
Tableau 52 ANAVAR sur les distances de Mahalanobis	191

LISTE DES FIGURES

Figure 1 Défis pour atteindre le but	3
Figure 2 Thèmes de recherche	12
Figure 3 Vue d'ensemble des opérations de fabrication par injection sur renfort	18
Figure 4 Schéma des paramètres du RTM	20
Figure 5 Défis pour atteindre le but	25
Figure 6 Longueur d'échantillonnage (cut-off).....	37
Figure 7 Rugosimètre et graphique de rugosité	50
Figure 8 Corrélation entre écart type et rugosité (R_a).....	52
Figure 9 Profil #1 d'écart type = 1	53
Figure 10 Profil #2 d'écart type = 1	53
Figure 11 Profil #3 d'écart type = 1	54
Figure 12 Profil #4 d'écart type = 1	54
Figure 13 Profils variés (approximatifs) de même rugosité (Bhushan, 1999)	55
Figure 14 Corrélation entre profilomètre (R_a), LORIA et DOI.....	57
Figure 15 Deux premières composantes de l'ACP : Profilomètre, LORIA et DOI.....	60
Figure 16 Deux côtés du renfort	68
Figure 17 Moule thermique – École Polytechnique de Montréal	69
Figure 18 Rugosimètre.....	71
Figure 19 Exemple de profil incliné.....	75
Figure 20 Exemple de pièce courbée	76
Figure 21 Exemples de profils non paraboliques.....	77
Figure 22 Moule thermique – Université McGill	80
Figure 23 Patron de saisie des rugosités	85
Figure 24 Traitements sur l'ensemble de 48 pièces	88
Figure 25 Traitements sur l'ensemble de 18 pièces	89
Figure 26 Exemples de profils nivelés et redressés	91
Figure 27 Réduction de la variance en fonction du degré du polynôme ($n=50$).....	94
Figure 28 Réduction de la variance en fonction du degré du polynôme ($n=10$).....	95
Figure 29 Réduction de la variance en fonction du degré du polynôme (pièce #28).....	96
Figure 30 Redressement avec un polynôme de degré 8 – Mauvaise pièce.....	97

Figure 31 Redressement avec un polynôme de degré 8 – Belle pièce	97
Figure 32 Exemple de profil d'une pièce plutôt lisse	99
Figure 33 Exemple de profil d'une pièce plutôt rugueuse	99
Figure 34 Exemple d'alignements des segments de profils	100
Figure 35 FFT-Exemple d'une pièce lisse	101
Figure 36 FFT-Exemple d'une pièce moyennement lisse.....	102
Figure 37 FFT-Exemple d'une pièce plutôt rugueuse.....	102
Figure 38 Niveau global d'énergie pour les deux séries de mesures de chaque pièce.....	104
Figure 39 Exemple d'autocorrélation pour une pièce plutôt lisse.....	106
Figure 40 Exemple d'autocorrélation pour une pièce moyennement lisse	106
Figure 41 Exemple d'autocorrélation pour une pièce plutôt rugueuse	107
Figure 42 Rappel du rôle de l'évaluation du fini de surface	111
Figure 43 Corrélation entre les variables	113
Figure 44 ACP – Graphique des valeurs propres.....	115
Figure 45 ACP Poids des variables	117
Figure 46 Profils #1 et #2.....	120
Figure 47 Profils #3 et #4.....	120
Figure 48 Profils #5 et #6.....	121
Figure 49 Profils #7 et #8.....	121
Figure 50 Types de défauts vs Min	125
Figure 51 Types de défauts vs Max	126
Figure 52 Types de défauts vs Asym	126
Figure 53 Types de défauts vs Aplat.....	127
Figure 54 Dendrogramme sur CP1 de l'analyse visuelle.....	135
Figure 55 Dendrogramme des pièces ayant un fini de surface acceptable	137
Figure 56 Dendrogramme des six regroupements - Analyses visuelles	140
Figure 57 Diagrammes en boîte et moustache de la pièce 17	142
Figure 58 Diagrammes en boîte et moustache de la pièce 17	143
Figure 59 ACP Diagramme conjoint (variables et individus) - toutes les données	146
Figure 60 ACP Diagramme conjoint (variables et individus) - Certaines données	148
Figure 61 Variabilité du <i>Ra</i> en fonction des seuils	151
Figure 62 Variabilité du <i>Ra</i> en fonction des seuils	152

Figure 63 Optimisation de Box-Cox	153
Figure 64 Distinction des seuils	155
Figure 65 Corrélations entre les variables visuelles et celles de rugosité	158
Figure 66 Corrélations entre les variables selon trois catégories	159
Figure 67 Corrélations entre les variables selon deux catégories	160
Figure 68 Corrélation entre les données de caractérisation et celles visuelles	164
Figure 69 ACP Rugosité et statistiques de caractérisation	166
Figure 70 ACP Rugosité et statistiques de caractérisation (12 pièces)	168
Figure 71 Description des distances pour calculer le chemin le plus court	187
Figure 72 Distances entre les pièces	187

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ACM	Analyse des correspondances multiples
ACP	Analyse en composantes principales
ANAVAR	Analyse de la variance (ANOVA)
Cut-off	Seuil de coupure fréquentielle
DOI	Méthode de caractérisation - Distinctiveness Of Image
LORIA	Méthode de caractérisation – Laser Optic Reflected Image Analyser
R^2	Coefficient de détermination
Ra	Rugosité arithmétique
RIM	Procédé - Reaction Injection Molding
RTM	Procédé - Resin Transfer Molding (Injection sur renfort)
SMC	Procédé - Sheet Molding Compound
SRIM	Procédé - Structural Reaction Injection Molding

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1 : Profil de l'ensemble de 48 pièces

Annexe 2 : Résumé de l'analyse en composante principale (ACP)

Annexe 3 : 32 profils du plan d'expérience de caractérisation des défauts

INTRODUCTION

Ce chapitre introduit globalement le sujet pour ensuite nous amener plus spécifiquement vers la problématique de recherche. Celle-ci comprend les objectifs de haut niveau, les défis techniques, la pertinence théorique, puis l'impact socio-économique. La dernière partie comprend les énoncés de recherche, dont les hypothèses, les questions, la définition des termes et la présentation de l'organisation de la thèse.

Le présent projet est lié à l'introduction de pièces en matériaux composites dans l'industrie automobile. Parmi les raisons motivant l'utilisation de ce type de pièces dans cette industrie, la réduction du poids des véhicules en est une des plus importantes. Cette considération a plusieurs impacts sur le comportement dynamique des véhicules et leur consommation de carburant. Évidemment, à grande échelle, la réduction de la consommation aura un impact majeur sur la pollution atmosphérique et ses conséquences environnementales.

Les composites étudiés dans ce projet sont fabriqués par un procédé d'injection sur renfort, communément appelé RTM (Resin Transfer Molding). Ce procédé semble avoir un potentiel prometteur dans l'industrie automobile. Présentement, les coûts de fabrication de pièces à haut volume (20 000/an), la cadence de production et la qualité du fini de surface sont encore les obstacles majeurs à son déploiement.

Dans l'industrie automobile, les aspects visuels des véhicules sont d'une importance primordiale aux yeux des clients et par conséquent des fabricants. Ce projet vise donc à définir une méthode accessible et économique pour évaluer objectivement le fini de surface, ce qui facilitera ensuite les travaux empiriques d'optimisation.

En pratique, le fini de surface est évalué visuellement et parfois visco-tactilement par du personnel qualifié ou par des instruments. L'évaluation visuelle est critiquée pour son

aspect subjectif alors que les instruments fournissent de l'information qui peut sembler incohérente envers les différents instruments et même avec la perception de l'œil humain. Ce phénomène est particulièrement vécu avec les résultats d'un rugosimètre. Beer et ses collaborateurs (Beer, Morris, & Dockum, 1992) ont d'ailleurs fourni des données permettant de confirmer le peu de corrélation entre trois méthodes populaires utilisées pour caractériser le fini de surface soit : la rugosité Ra, le LORIA et la distinction de l'image réfléchie (DOI). Une analyse détaillée de ces résultats bruts sera d'ailleurs présentée plus loin.

Problématique de recherche

La présente problématique de recherche est composée d'une mise en contexte, dans laquelle on mentionnera les objectifs de haut niveau de même que les défis à relever pour y arriver. Nous défendrons aussi la pertinence théorique et ferons mention des impacts socio-économiques.

Tout en présentant une vue d'ensemble de la problématique de recherche, cette section démontrera comment l'objectif spécifique de ce projet de recherche s'imbrique dans celle-ci. Nous verrons qu'un maillon essentiel à l'augmentation de l'utilisation de composites dans l'industrie automobile concerne le besoin de bien caractériser le fini de surface, ce qui concerne directement ce projet.

Objectifs de haut niveau

Dans le marché des véhicules automobiles, en plus des attentes sans cesse croissantes sur le confort, la sécurité et les performances des véhicules, un besoin incontournable concerne maintenant la réduction du poids, entre autres pour diminuer la consommation de carburant et les émissions de monoxyde de carbone, ce qui représentent une cause

importante et croissante de pollution (Friedrich, Kopp, & Stieg, 2003). Depuis maintenant plusieurs années, l'implication de plusieurs pays dans l'implantation de règles pour contrer ce problème, tel l'accord de Kyoto, illustre bien l'importance sociale, environnementale et économique des émissions de carbone.

Défis

Pour atteindre le but visé, plusieurs défis doivent être surmontés; les principaux étant l'utilisation substantielle de composites et la mise au point d'un procédé économique et performant pour fabriquer les pièces requises. La Figure 1 illustre ce contexte.

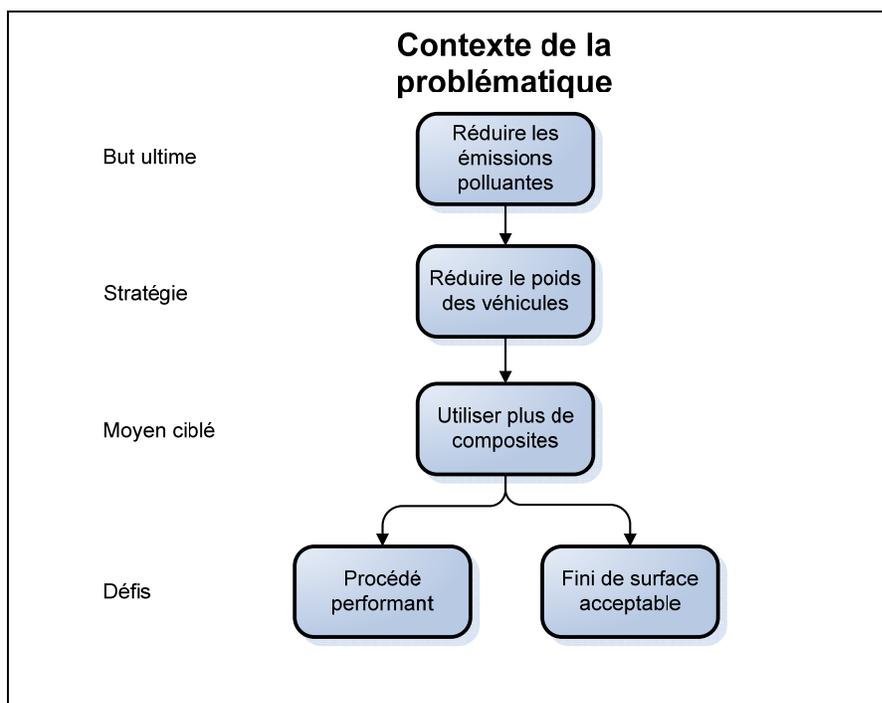


Figure 1 Défis pour atteindre le but

Utilisation substantielle des composites

Les avantages potentiels des composites sont bien connus des fabricants d'automobiles. Les bénéfices les plus attirants se trouvent au niveau de l'intégration des composants, des investissements limités, des coûts d'assemblage réduits et de la diminution de poids (Owen, Rudd, Middleton, Kendall, & Revill, 1991). De plus, mentionnons aussi d'autres caractéristiques intéressantes des composites utilisés dans l'automobile : propriétés mécaniques, polyvalence de conception, résistance à la corrosion, aux impacts et à la fatigue (Spoerre, Zhang, Wang, & Parnas, 1998). Stevens (Stevens, 1990) mentionne à son tour la consolidation des pièces, la résistance à la corrosion, une réduction de poids de 30 à 40% qui limite la consommation de carburant, la résistance aux chocs et à la décoloration, la polyvalence de conception et l'économie pour les pièces à faible volume.

Mise au point d'un procédé économique et performant

Considérons premièrement le choix du procédé. Parmi les divers procédés de fabrication de pièces en matériaux composites, le procédé RTM démontre beaucoup d'intérêt pour les pièces de grande dimension ou de grande complexité à cause de son potentiel en termes d'investissement, de cadence de production et de qualité des pièces finies (Lee, Ho, et Wei 2000)(Owen, Rudd, Middleton, Kendall et Revill 1991)(Spoerre et al., 1998). D'ailleurs, chez Ford, le procédé RTM est pressenti comme une option intéressante à développer pour les pièces à moyen volume de production (Gulino & Harrison, 1990). Les deux principaux avantages du procédé RTM envers ses rivaux résident dans la possibilité d'automatiser la fabrication des préformes et d'employer des moules à faible coût en raison des faibles pressions d'injection requises (Owen, Rudd, Middleton, Kendall et Revill 1991). Avec le procédé RTM, dès le début des années 90,

certains chercheurs avaient déjà réalisé des gains importants sur la réduction des temps de cycle, par exemple en préchauffant le moule et la résine (Owen, Rudd, Middleton, Kendall et Revill 1991). Par contre, ces derniers mentionnent tout de même que d'autres améliorations sont encore nécessaires pour rendre le procédé compétitif pour les hauts volumes, car pour l'instant il est souvent confiné aux petits lots. Lebrun et al. (Lebrun, Gauvin, & Kendall, 1996) mentionnent aussi la même stratégie de chauffage du moule et de la résine pour réduire les temps de remplissage et de cuisson.

Quant au fini de surface, Heider et al. (Heider, Li, Engel, & Gillespie Jr., 2003) mentionnent que les procédés avec compression, comme le SMC (Sheet Molding Compound), présentent de meilleurs résultats que le RTM, par contre à un coût beaucoup plus élevé. Ils mentionnent aussi que le procédé RTM peut produire un fini de surface comparable au procédé SMC. D'ailleurs, dès 1987, Vaccarella (Vaccarella, 1987) affirmait déjà que le procédé RTM, muni d'un additif antiretrait, comblait le vide entre le procédé SMC et le moulage manuel en moule ouvert, entre autres par l'élimination des coûteuses tâches de finition. Il affirmait même que le RTM s'approchait de plus en plus de la capacité du SMC. Toutefois, selon Kim et Lee (Kim & Lee, 2002), le procédé RTM est déjà largement utilisé dans l'industrie automobile, car les grandes pièces peuvent être produites à moindre coût comparé au moulage par compression ou au moulage manuel en moule ouvert. Toutefois, ils évoquent que même si ces pièces ont un faible poids et de bonnes caractéristiques dynamiques, le faible niveau de qualité du fini de surface reste souvent le critère qui empêche leur implantation.

En guise d'information, on peut vulgariser la présentation du procédé RTM comme suit : il s'agit d'un procédé où l'on injecte, à basse pression (≤ 100 psi), la résine prête à réagir dans un moule fermé contenant une préforme sèche et poreuse de la pièce à fabriquer.

Après l'injection, suit la cuisson, le démoulage et la finition (Mikowski 1991). On retiendra que la résine est injectée dans la préforme bien après l'élaboration de celle-ci et que la basse pression d'injection permet d'utiliser des moules de fabrication beaucoup plus légers, donc moins coûteux que les moules d'acier conventionnels. La basse pression permet de fabriquer des pièces de grande surface, sans requérir une force excessive de fermeture du moule. Les préformes peuvent être fabriquées hors de la ligne de production, ce qui contribue à réduire sensiblement les temps de cycle tout en favorisant une automatisation de leur fabrication.

Plusieurs améliorations sont nécessaires au procédé RTM actuel. Outre tous les avantages favorisant ce dernier, il demeure toutefois certaines difficultés à surmonter pour repousser les limites de son application en termes de cadence de production, coût et qualité du fini de surface (Gulino & Harrison, 1990). Même si certaines applications ont connu le succès, nous sommes forcés de constater que ce procédé ne satisfait pas encore les besoins d'une production à haut volume (Friedrich et al., 2003). Les études concluantes portent principalement sur des composants à faible volume de production ou encore dans des conditions de fabrication loin de celles des usines d'automobiles. Par exemple, le cas où le temps de cuisson est de 75 minutes (Kruckenberg, 1998) est peut-être acceptable pour un aileron d'avion, mais ne l'est pas pour un panneau de porte d'automobile. L'utilisation d'un enduit gélifié appliqué sur les parois du moule représente une porte de sortie pour obtenir la qualité désirée (Ward, 2002). Bien qu'étant tolérable pour la fabrication de panneau arrière d'autobus produits à une cadence de quelques dizaines de panneaux par semaine, cette étape, qui est dérivée de la fabrication artisanale, ne peut être retenue à cause des temps d'application et de nettoyage requis.

Dans le contexte de l'industrie automobile, l'amélioration du fini de surface est critique. Il est bien connu que la résine de polyester insaturée, qui est le choix de bien des applications industrielles, tend à rétrécir de volume lors de la cuisson à cause de la polymérisation. Selon les auteurs, on mentionne un retrait volumique pouvant aller jusqu'à 6% ou même 10%. Selon Tseng et Osswald (Tseng & Osswald, 1994), les facteurs reliés au phénomène de retrait sont les changements de forme et de dimensions de la pièce, l'anisotropie de la matière, la cuisson asymétrique, les différentes zones d'échanges thermiques du moule et les mauvaises conditions opérationnelles. Le gauchissement des pièces et les ondulations de la surface sont causés par des contraintes résiduelles locales qui sont engendrées par une absence d'uniformité thermomécanique et des variations de températures à l'intérieur du moule. Kim et Lee (Kim & Lee, 2002) notent également l'importance du tissage des fibres, de la séquence d'empilage des renforts et du procédé de cuisson.

Évidemment, la prédiction des défauts d'ondulation n'est pas simple. D'ailleurs Kim et Lee (Kim & Lee, 2002) **déplorent le peu de littérature scientifique concernant le fini de surface** comparativement aux études portant sur les considérations structurelles des composites. Toutefois, l'équipe de Kim et Lee (Kim & Lee, 2002) de même que celle de Tseng et Osswald (Tseng & Osswald, 1994) ont réussi à développer chacune un modèle de prédiction. Pour les cas respectivement étudiés, leurs modèles semblent acceptables. Par contre, au niveau du fini de surface, aucun modèle théorique n'est encore disponible.

Utilisation d'une méthodologie efficace

Compte tenu du niveau des connaissances actuelles, on comprend que l'optimisation du fini de surface doit se faire empiriquement. Il est bien connu que le savoir-faire actuel des praticiens en composites est principalement constitué de règles ad hoc et d'expérience (Khoun & Hubert, 2010). Cette façon de procéder peut évidemment induire des coûts et des délais supplémentaires. Pour que l'approche expérimentale soit efficace, il est important d'utiliser des plans d'expériences appropriés et d'être capable de mesurer convenablement les facteurs (variables indépendantes) et les réponses (variables dépendantes). L'utilisation de plans d'expériences appropriés permet d'obtenir un maximum d'information pour un minimum d'effort. Cette approche débute habituellement par une phase de tamisage qui vise à cibler les facteurs les plus influents. S'enchaîne souvent une phase de modélisation plus fine permettant la détermination des réglages offrant la performance optimale. Outre la valeur moyenne optimale, il est aussi possible de déterminer les réglages offrant la plus grande robustesse, c'est-à-dire les réglages rendant la réponse peu sensible aux facteurs de bruit (non contrôlés).

Dans la littérature scientifique, concernant l'amélioration du fini de surface des pièces en composites, on trouve certaines études d'optimisation, souvent fondées sur des plans d'expériences élémentaires, sinon déficients. Mentionnons le cas de Beer et al. (Beer et al., 1992), qui étudient 5 facteurs, dont un à 4 niveaux en seulement huit essais. Une telle configuration expérimentale ne permet pas d'estimer beaucoup d'interactions entre les facteurs et impose un modèle mathématique très peu élaboré. De plus, six réponses sont optimisées simultanément sans méthodologie. Thompson (Thompson, 1998) propose une démarche similaire, avec 5 facteurs et deux interactions prédéterminées pour un plan de 8 essais sans répétition. Dans son cas, l'essai de confirmation s'est montré satisfaisant. Haider et al. (Haider, Hubert, & Lessard, 2007) étudient 6 facteurs à

trois niveaux avec un plan de 18 essais, sans répétitions. Ce dernier cas sera d'ailleurs analysé en détail et dévoilera beaucoup de corrélation entre plusieurs effets.

La mesure de la réponse associée au fini de surface représente une préoccupation déterminante dans le cadre empirique. Plusieurs méthodes ont été utilisées, principalement des méthodes optiques. Faute d'avoir accès à de tels équipements, comme c'est le cas pour plusieurs petits manufacturiers, nous opterons plutôt pour l'approche de Kim (K. T. Kim, J. H. Jeong, & Y. T. Im, 1997) qui repose sur la caractérisation par la rugosité. Toutefois, nous retirerons beaucoup plus d'information des profils bruts en les analysant en profondeur et en produisant une analyse multidimensionnelle. Une telle caractérisation du fini de surface procure une réponse empirique qui peut être utilisée avantageusement avec des plans d'expérience et ainsi contribuer significativement à l'optimisation des procédés qui à son tour nous amène aux objectifs de plus haut niveau, soit utiliser plus de composites afin de réduire le poids, la consommation et ses effets indésirables.

En résumé, quand on survole les travaux antérieurs, on constate qu'il existe deux écoles de pensée sur l'étude des pièces en matériaux composites pour l'industrie automobile. D'une part, la théorie fondamentale des phénomènes de base est développée, par exemple l'évolution de la viscosité, l'écoulement de la résine, le mouillage des fibres, les échanges thermiques, etc. Cette recherche est fondamentale et vise à établir les bases théoriques pour la compréhension des phénomènes. D'autre part, pour résoudre les problèmes industriels complexes que la théorie ne permet pas encore d'aborder, par exemple sur le fini de surface, il est nécessaire d'expérimenter. À cette fin, l'utilisation de plans d'expériences statistiques devrait s'accroître afin de minimiser le temps d'essais et erreurs. La méthodologie de caractérisation du fini de surface procurera une réponse numérique utilisable directement avec la puissante méthode des plans d'expérience.

Pertinence théorique

À la lecture de la définition du problème, il appert qu'autant les aspects théoriques que ceux socio-économiques soient concernés. Du point de vue théorique, la recension des écrits a permis de déceler plusieurs lacunes dans les connaissances actuelles. Il existe encore maintes considérations ne trouvant pas de réponse dans la théorie existante, dont la maîtrise du fini de surface. Cela nous amène donc à une approche expérimentale. Cette approche, lorsque bien appliquée, est un catalyseur pour le développement des connaissances, même de celles théoriques. Elle ne doit donc pas être considérée comme une voie en concurrence aux études plus fondamentales, mais bien comme un parcours utile à franchir. Plutôt que d'aborder les situations complexes directement par l'entremise de la théorie, il est souvent avantageux de débiter par une expérimentation soignée qui apportera de l'information riche et fertile pour ensuite développer ou raffiner la théorie.

La contribution de cette étude, soit de fournir une méthodologie de caractérisation du fini de surface permettant d'appliquer efficacement l'approche empirique permettra donc d'obtenir les résultats désirés, mais sans nécessairement comprendre les mécanismes internes ayant produit ces résultats. Ayant cette information en main, les théoriciens pourront approfondir les connaissances qui permettront d'éventuellement expliquer les résultats obtenus. Cette fonction de catalyseur de l'approche empirique justifie bien une part de la pertinence de ce projet de recherche.

Impact socio-économique

D'un point de vue socio-économique, ce projet de recherche est aussi tout à fait justifié, car l'incompréhension actuelle des facteurs affectant le fini de surface implique une

restriction importante aux multiples applications potentielles des composites. Comme mentionné précédemment, les fabricants d'automobiles sont parmi ceux qui bénéficieraient de telles applications. Et compte tenu des conséquences environnementales, c'est finalement toute la société qui en bénéficierait. L'observation des intervenants (universitaires, industriels, chaires de recherche industrielles, regroupements sectoriels) montre bien qu'il s'agit d'un problème très concret dont les applications industrielles sont en attente de résultats concluants.

Énoncé de recherche

Les sections qui suivent décortiquent la problématique en ses différentes facettes. On retrouvera les questions de recherche, les hypothèses, la définition des termes et une description de l'organisation de la thèse.

Questions de recherche

Afin de mener cette recherche à bon port, ce projet de recherche a été scindé en trois éléments distincts. Nous débuterons en abordant les aspects de la caractérisation du fini de surface. En premier lieu, nous nous interrogerons à propos de l'utilisation du Ra comme estimateur du fini de surface. Ensuite, nous nous interrogerons sur les options disponibles permettant d'évaluer plus globalement le fini de surface, mais toujours en partant des données brutes d'un rugosimètre. Pour résumer, le rugosimètre mesure les variations de hauteur sur un certain parcours linéaire, ce qui génère un riche tableau de données représentant une coupe du profil.

Enfin, une fois la possibilité de caractériser le fini de surface, nous pourrions nous interroger à propos de la mise en œuvre. Comme on s'attend à obtenir plus d'un paramètre de caractérisation, il faudra trouver une façon d'utiliser tous les paramètres

retenus simultanément, peut être en les agrégeant. La Figure 2 rappelle le contexte global de ce projet de recherche.

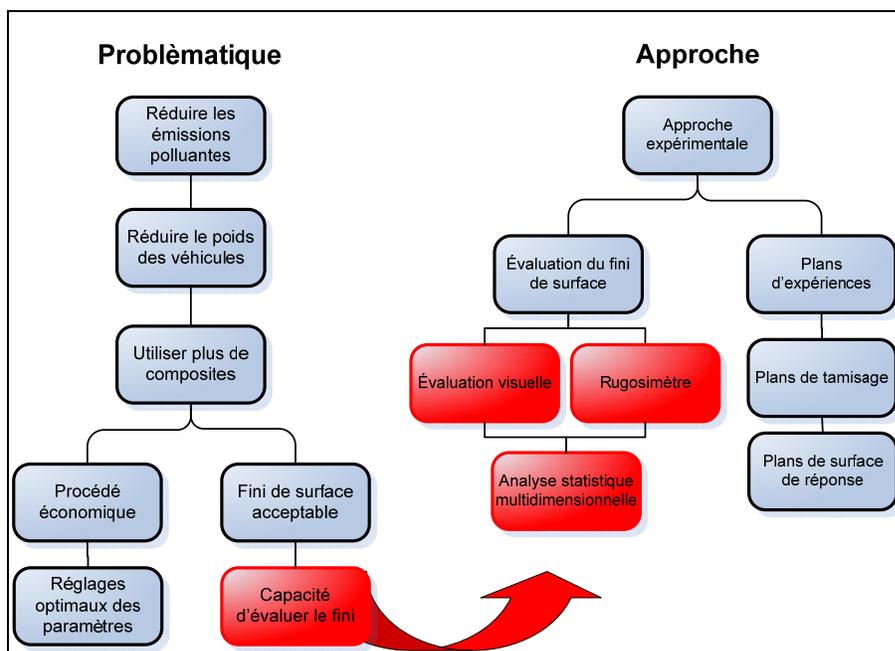


Figure 2 Thèmes de recherche

De là, il est possible de résumer les trois thèmes de cette thèse comme suit :

- Démontrer que l'utilisation d'une mesure de rugosité, telle le Ra , présente des lacunes pour caractériser le fini de surface;
- Développer une nouvelle méthode de caractérisation du fini de surface à l'aide d'analyses multidimensionnelles des données brutes de rugosité (variations de hauteur en fonction de la position);
- Étudier diverses modalités de mise en œuvre permettant d'utiliser différentes réponses pour optimiser les paramètres de fabrication d'une implantation en laboratoire du procédé RTM par l'entremise d'un plan statistique d'expérience.

Hypothèses

Pour optimiser une réponse, il est nécessaire de bien la mesurer. Ainsi, la façon de mesurer convenablement la réponse nécessitera un travail important. Les résultats standards fournis par un rugosimètre sont principalement des indices sur les moyennes des variations de hauteur, comme la moyenne arithmétique (R_a) ou la moyenne quadratique (R_{RMS}). Alors que ces moyennes ne caractérisent pas fidèlement le fini de surface, les données brutes peuvent révéler beaucoup plus d'information lorsque bien traitées.

L'hypothèse fondamentale de cette recherche est que le profil brut contient beaucoup plus d'information que les simples statistiques fournies de façon standard. Cette préoccupation est fondamentale, car elle représente le cas pratiquement accessible à tous si nous supposons qu'un rugosimètre est un appareil relativement accessible. Une fois mise au point, cette approche permettra de limiter la subjectivité et le manque de répétabilité des évaluations visuelles en utilisant des données factuelles d'un rugosimètre.

Définition des termes

Les termes utilisés scientifiquement doivent être définis avec rigueur. Voici la liste des termes utilisés et la définition de chacun d'eux :

- Profil brut : Le profil brut d'une pièce correspond à la série de coordonnées, en X et Y, décrivant le mouvement que le stylet du rugosimètre parcourt lors de la prise des mesures.
- Redressement du profil : Le processus de redressement est le traitement mathématique servant à retirer les formes de basses fréquences du profil mesuré,

telles des ondulations. Cela permet de faire ressortir les détails du fini de surface.

- Fini de surface : En principe, le fini de surface est la propriété qui représente la qualité perçue par l'œil humain. En pratique, la qualité du fini de surface peut être analysée de différentes façons. Ici, le fini de surface sera évalué de trois façons : soit visuellement, par un groupe d'experts avec des critères et une échelle relative, par la rugosité calculée par un rugosimètre et par des caractéristiques statistiques tirées des données du profil brut mesuré.
- Caractérisation du fini de surface : Le processus de caractérisation du fini de surface comprend le choix de la méthode à utiliser, les variables à considérer et les calculs à effectuer.

Organisation de la thèse

Outre l'introduction et la conclusion, cette thèse est constituée de **six chapitres**. De façon conventionnelle, le premier chapitre, intitulé « **Revue de la littérature** », consigne l'ensemble des écrits antérieurs en lien avec le sujet. On y retrouve une description du procédé RTM avec les principaux défis qu'il présente puis une présentation des différents appareils souvent rencontrés pour évaluer le fini de surface.

Le second chapitre, intitulé « **Problématique** » rappelle premièrement le besoin de caractériser le fini de surface pour pouvoir utiliser les plans d'expérience. Par la suite, une puissante argumentation est élaborée pour démontrer les lacunes du *Ra* comme indicateur du fini de surface. Finalement, on y présente les hypothèses et les questions de recherche. Cette dernière section étale le questionnement scientifique auquel les chapitres suivants répondent. On s'interroge entre autres sur les lacunes potentielles du *Ra*, sur les autres statistiques intéressantes à considérer pour caractériser le fini de

surface et sur la possibilité d'agréger plusieurs variables pour obtenir une réponse unidimensionnelle représentative.

Le troisième chapitre, intitulé « **Méthodologie de la recherche** », expose les deux sources des données utilisées de même que les traitements appliqués sur chacun de ces ensembles de données. Le premier ensemble de données permet principalement de développer la méthodologie de caractérisation proposée dans cette recherche. Le deuxième ensemble de données sert à valider la stabilité de la méthodologie proposée et permet aussi de faire ressortir des mises en garde envers certaines pratiques.

Le quatrième chapitre, intitulé « **Calcul préliminaire des statistiques** » développe dans une première étape une méthode de détermination du degré du polynôme (nécessaire et suffisant) pour le redressement des profils bruts. On présente ensuite les détails des calculs de chacune des 13 statistiques retenues en s'inspirant de diverses disciplines. L'obtention de toutes ces statistiques fournit le matériel nécessaire pour développer la méthodologie de caractérisation.

Le cinquième chapitre, « **Caractérisation du fini de surface** », représente la plus grande contribution de cette recherche. On y développe la méthodologie de caractérisation du fini de surface en choisissant les meilleures variables de caractérisation selon leur complémentarité et leur simplicité de calcul. L'analyse en composantes principales illustre bien les opportunités de choix. Par la suite, une validation de la robustesse sur des données externes est présentée. Une analyse démontre la possibilité d'établir des liens entre différents types de défauts et les quatre statistiques de caractérisation retenues. Ce chapitre montre le potentiel de cette nouvelle méthode de caractérisation pour une application industrielle.

Le sixième et dernier chapitre, intitulé « **Analyse et caractérisation du fini de surface des 18 pièces** », permet une application de la méthodologie proposée. Le riche ensemble de données utilisé devient une opportunité pour réaliser plusieurs analyses multidimensionnelles. Ce chapitre propose plusieurs études intéressantes qui démontrent bien l'attrait des statistiques multidimensionnelles dans le domaine de la caractérisation du fini de surface. Comme cet ensemble de données repose sur un plan L18 (selon la nomenclature de Taguchi), une profonde analyse des structures internes de ce plan amène à des mises en garde importantes envers son usage.

Nous concluons sur des recommandations visant l'implantation de cette nouvelle méthodologie de caractérisation du fini de surface auprès des praticiens, de même que sur des perspectives permettant d'entrevoir son raffinement. On y retrouvera donc la synthèse des découvertes en lien avec la théorie et les implications pratiques et théoriques.

1 REVUE DE LA LITTÉRATURE

Cette revue de la littérature comprend quatre grandes parties. La première décrit le procédé RTM. La seconde présente les défis de haut niveau de cette recherche. La troisième partie recense les principales techniques d'évaluation du fini de surface. La dernière partie explicite les distinctions entre cette recherche et la littérature existante.

Dans le marché des véhicules automobiles, en plus des attentes sans cesse croissantes sur le confort, la sécurité et les performances des véhicules, un besoin incontournable concerne maintenant la réduction de poids, entre autres pour diminuer la consommation de carburant et les émissions de monoxyde de carbone (Friedrich, Kopp et Stieg 2003), qui représentent une cause importante et croissante de pollution. Depuis quelques années, l'implication de plusieurs pays dans l'implantation de règles pour contrer ce problème, tel l'accord de Kyoto, illustre bien l'importance sociale, environnementale et économique des émissions de carbone.

Le procédé RTM, par l'amélioration de ses possibilités, est un élément à surveiller, car il devrait contribuer à fabriquer de plus en plus de pièces en composites pour l'industrie du transport, ce qui contribuera à poursuivre les buts mentionnés ci-dessus. On observe une croissance des application de ce procédé (Ruiz & Trochu, 2005).

1.1 Description du procédé RTM

Les sous-sections suivantes présentent les fondements du procédé RTM, les paramètres importants et la complexité des réactions chimiques. La Figure 3 (Owen et al., 1991) offre une vue d'ensemble de la fabrication par injection sur renforts :

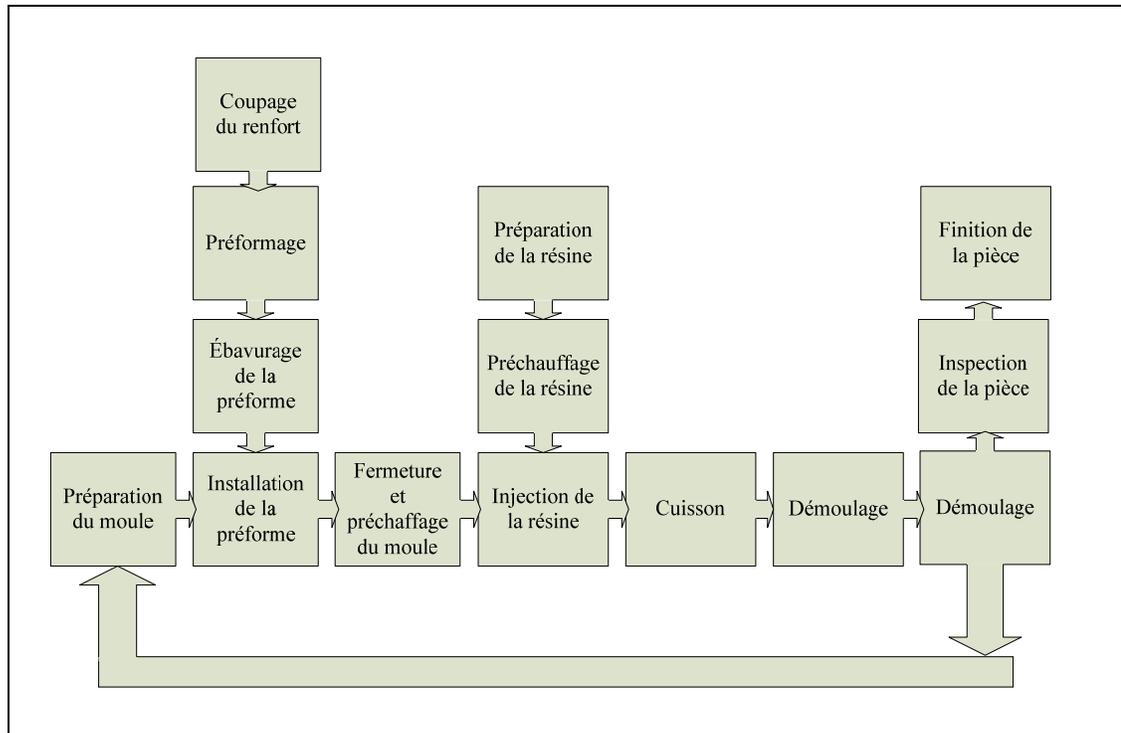


Figure 3 Vue d'ensemble des opérations de fabrication par injection sur renfort

1.1.1 Fondements

Le procédé RTM fait partie de la famille des procédés regroupés sous l'appellation moulage de composites liquides (LCM, Liquid Composite Molding). Cette famille regroupe entre autres les : RTM (Resin Transfer Molding), RIM (Reaction Injection Molding) et le procédé SRIM (Beer et al., 1992). Avec le RTM, il s'agit d'injecter, à basse pression (moins de 100 psi), la résine prête à réagir dans un moule fermé contenant une préforme sèche et poreuse de la pièce à fabriquer. Après l'injection, suit la cuisson, le démoulage et la finition (Mikowski 1991); il mentionne aussi une liste d'avantages et d'inconvénients reliés à ce procédé.

Il faut savoir que le flot de la résine dans le moule est une considération importante. Plusieurs facteurs jouent un rôle sur l'écoulement, dont la complexité de la pièce, la perméabilité de la préforme et, surtout, la viscosité de la résine. D'une part, cette viscosité peut être diminuée en augmentant la température de la résine et/ou du moule, ce qui facilite le passage de la résine à travers la préforme. D'autre part, cette même viscosité augmente au fur et à mesure que la réaction de polymérisation se produit, réaction elle-même stimulée par la température. On voit donc la chaîne de conséquences. Est-ce préférable d'avoir une résine plus visqueuse, mais moins réactive ou l'inverse? Si la viscosité est élevée, cela nécessitera une forte pression pour injecter la résine; donc, une pompe puissante et un moule très résistant. Évidemment, ce genre d'équipements coûte plus cher. Par contre, si la réaction se produit trop rapidement, une partie de la résine ne pourra pas être injectée (Spoerre et al., 1998).

1.1.2 Paramètres importants

Plusieurs auteurs mentionnent que plusieurs paramètres interviennent dans le procédé RTM et doivent être maîtrisés pour obtenir des résultats satisfaisants. Spoerre et al. (Spoerre et al., 1998) présentent un schéma illustrant un réseau de facteurs et de conséquences à propos du procédé RTM. La Figure 4 illustre bien les effets des facteurs maîtrisables sur les conséquences opérationnelles.

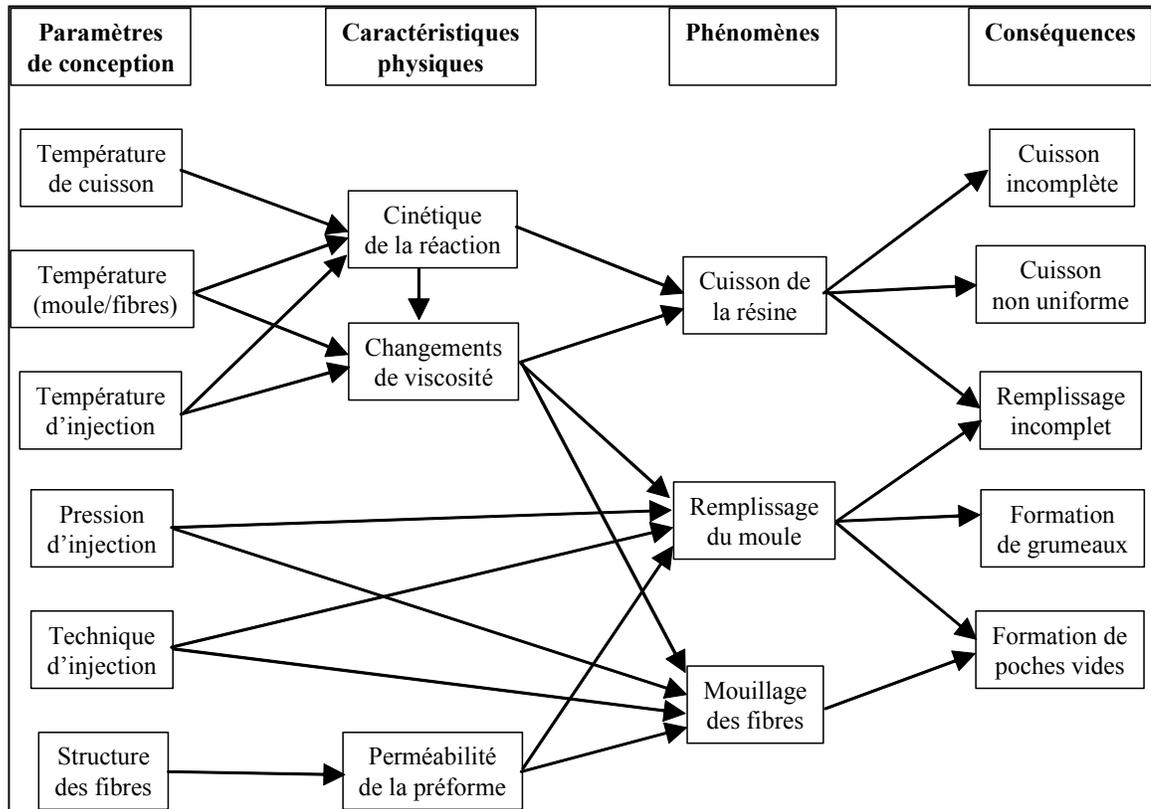


Figure 4 Schéma des paramètres du RTM

Young et Tsen (Young & Tseng, 1994) signalent que les principaux facteurs qui gouvernent le procédé RTM sont le renfort (type de fibre, orientation des fibres, traitement de surface, séquence de plis et fraction volumique), les caractéristiques de la résine, la géométrie du moule, la température de préchauffe, les pressions d'injection et de vide puis les conditions ambiantes. Par contre, ils n'ont expérimenté que la température et les pressions d'injection et de vide. Ils concluent que seule la pression a un effet important. Malheureusement, leur plan d'expérience n'est pas factoriel, ce qui rend leur conclusion vulnérable.

Hayward et Harris (Hayward & Harris, 1989) ont testé quatre facteurs du procédé RTM, soit la pression d'injection, la température du moule, la viscosité de la résine et la pression de vide. Ils concluent que les pressions d'injection et de vide sont les deux facteurs les plus importants. Lee et Wei (Lee & Wei, 2000b) arrivent à des conclusions similaires en analysant l'effet de trois facteurs sur les propriétés mécaniques et les microvides. Les trois facteurs étaient la pression et la température d'injection, ainsi que la structure de la préforme. Selon leur étude, les facteurs sont tous importants.

Dans le cas de Kruckenberg (Kruckenberg, 1998), il ne s'agissait pas de tester l'effet de différents facteurs, mais plutôt de réussir à réaliser un prototype fonctionnel d'aileron d'avion. Elle mentionne l'utilisation d'une post-cuisson. Ce facteur peut être important pour des pièces peintes, car si la cuisson n'est pas entièrement terminée, elle pourrait se finir dans le four à peinture et provoquer de la distorsion dans le fini de surface.

Alors que Mikowski (Mikowski, 1991) tentait d'améliorer les performances d'un moule pour produire un panneau intérieur d'une benne de la camionnette Chevrolet S-10, le seul paramètre du procédé qu'il testa fut la pression de vide. Il constata une amélioration sensible en termes de porosité et, surtout, de temps de remplissage. Il mentionne également l'intérêt de cette méthode pour les cas de fractions volumiques élevées.

Haider et al. (Haider, Lessard, Trochu, & Oceau, 2002) utilisent la température du moule et le gradient de température entre les deux parties du moule, de même que les taux d'injection et de cuisson et la température d'injection.

Parmi les approches les plus originales, (Michaeli & Dyckhoff, 1993) présentent une alternative à la pression de vide en plus d'appliquer une pression de compactage après l'injection. Pour éviter la porosité, le moule est rempli d'acétone liquide. Lorsque ce

composant s'évapore, l'air du moule est évacué. Par contre, la période d'évaporation de 10 minutes devient contraignante lorsqu'on désire diminuer le temps de cycle. Une autre méthode originale consiste à maintenir une pression constante dans le moule par l'entremise d'un plongeur placé à l'évent.

Finalement, Lee et Wei (Lee & Wei, 2000a) mentionnent encore d'autres facteurs. On y retrouve les caractéristiques de la résine et de la préforme, les préchauffages de la résine et du moule, la pression d'injection, la succion, les types d'évents et la géométrie de la pièce.

1.1.3 Complexité de la réaction chimique

Il est indéniable que l'amélioration des performances du procédé RTM nécessite une meilleure compréhension des phénomènes de base tels que les caractéristiques de la résine et de la préforme, les températures de la résine et du moule, la pression d'injection, l'assistance d'une succion à la sortie, la répartition des ports et des événements et la géométrie du moule (Lee et Wei 2000b). De plus, Lee précise que l'écoulement de la résine dans le moule dépend fortement de la viscosité, qui dépend à son tour de la température et de son niveau de réaction. D'une part, il est souhaitable d'utiliser une résine chaude pour en diminuer la viscosité. D'autre part, la chaleur stimule la polymérisation, qui elle tend à augmenter la viscosité. On constate l'importance d'un arbitrage entre les paramètres opérationnels et la cinétique de la résine. À l'aide d'un appareil de calorimétrie par balayage (DSC Differential Scanning Calorimetry) utilisé en mode dynamique ou isotherme, il est possible de quantifier l'évolution de la réaction chimique de la résine. Certains modèles mathématiques ont été établis par régression non linéaire (Karkanis, Partridge, et Attwood 1996). D'autres études ont permis de modéliser l'évolution de la viscosité (Lee et Wei 2000a). En connaissant la viscosité à tout moment, il est possible de modéliser l'écoulement de la résine dans le moule.

L'imprégnation des fibres dépend de l'écoulement et a un impact direct sur les propriétés mécaniques. Finalement, l'ensemble des facteurs mentionnés plus haut doit tenir compte des caractéristiques de la pièces à fabriquer (Spoeerre et al., 1998).

En plus de la complexité de la réaction chimique, en abaissant le temps de cycle, le procédé devient extrêmement sensible. Ceci requiert un sévère contrôle de la qualité (Owen, Rudd, Middleton, Kendall et Revill 1991). Un des facteurs qui contribue à cette réaction complexe est l'additif antiretrait (LPA, Low Profile Additive) qui est souvent ajouté aux résines pour diminuer le retrait et améliorer le fini de surface.

Additif antiretrait

Après le succès technologique des pièces de carrosserie de la Pontiac Fiero en 1984, 1985 et 1986, Vaccarella et Jensen (Vaccarella, 1987) de la compagnie Ashland Chemical, fabricant de résines composites, annoncent une nouvelle résine pour le procédé RTM produisant une qualité de fini de surface analogue à celle du procédé SMC. C'est ce dernier procédé qui avait été utilisé pour produire environ 135 000 Fiero durant les trois années mentionnées. Le procédé SMC représente le standard du marché des composites pour les pièces de carrosserie. La compagnie Ashland affirmait déjà que sa nouvelle résine pouvait rendre le procédé RTM économique en termes de fini de surface comparé au coûteux procédé SCM.

En 1989, Mitani et al. (Mitani et al., 1989) fournissent des débuts d'explication sur le fonctionnement de ces LPA. À ce moment, il ne s'agit plus d'une résine clef en main, mais bien d'un additif qu'on ajoute à la résine. Les auteurs expliquent comment ce genre d'additif réagit avec des résines d'acétate de polyvinyle, de polystyrène, de méthacrylate polyméthyle ou encore de polyuréthane.

En 1991, Suspene et Yang (Suspene & Yang, 1991) mentionnent que l'utilisation de LPA est d'usage courant pour limiter les problèmes de retrait des résines de polyester insaturé qui créent des contraintes internes menant à des défauts autant esthétiques que fonctionnels. Les complications recensées sont des problèmes de fini de surface, des ondulations, des fissures internes, des boursouffures et des déformations géométriques. Les auteurs fournissent des explications encore plus profondes sur les mécanismes chimiques des LPA. Par contre, ils font une remarque qui explique certaines difficultés d'application. Le diagramme de phase initial, nécessaire pour produire une compensation du retrait, dépend de certaines conditions comme la température de moulage. Une série d'additifs LPA différents sera développée pour différentes plages de températures de moulage.

En 1998, Li et Lee (Li & Lee, 1998) confirment que le retrait de la résine polymérisée est fortement influencé par la polymérisation et la formation de microvides causés par le LPA. Ils découvrent aussi que les additifs LPA ayant un poids moléculaire plus élevé et un contenu plus faible fonctionnent mieux pour des cuissons à basse température.

Bien que l'additif anti-retrait soit maintenant reconnu comme utile et fonctionnel, Shubel et al. (Schubel, Johnson, Warrior, & Rudd, 2006) lancent des mises en garde envers ses effets néfastes, ce qui dicte d'en n'utiliser que le minimum requis. Saraswat et al. (Saraswat, Jansen, Ernst, Grimbergen, & Lauterwasser, 2009) font aussi de telles mentions de même que Liu et al. (Liu, Kiasat, Nijhof, Blokland, & Marissen, 1999).

1.2 Principaux défis de haut niveau

À haut niveau, pour atteindre le but visé, soit de réduire les émissions polluantes des véhicules, plusieurs défis doivent être surmontés. Les principaux concernent l'utilisation substantielle de composites et la mise au point d'un procédé économique et performant.

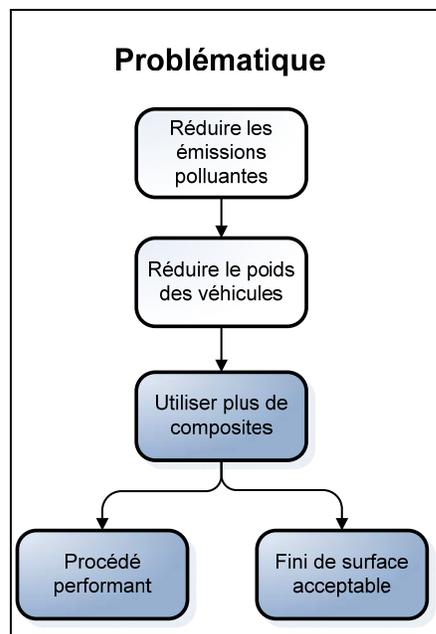


Figure 5 Défis pour atteindre le but

Ce contexte général nous amène aux besoins d'utiliser plus de pièces en composites. Ce dernier besoin, pour être comblé, nécessite l'obtention d'un procédé de fabrication performant qui produira des pièces économiquement et ayant un fini de surface acceptable.

1.2.1 Utilisation substantielle des composites

Les avantages potentiels des composites sont bien connus des fabricants d'automobiles. Les bénéfices les plus attirants se trouvent au niveau de l'intégration des composants, des investissements limités, des coûts d'assemblage réduits et de la diminution de poids (Owen, Rudd, Middleton, Kendall et Revill 1991). De plus, mentionnons aussi d'autres caractéristiques intéressantes des composites utilisés dans l'automobile : propriétés mécaniques, polyvalence de conception, résistance à la corrosion, aux impacts et à la fatigue (Spoerre et al., 1998). Stevens (Stevens, 1990) mentionne à son tour la consolidation des pièces, la résistance à la corrosion, une réduction de poids de 30 à 40% qui limite la consommation de carburant, la résistance aux chocs et à décoloration, la polyvalence de conception et l'économie pour les pièces à faible volume.

1.2.2 Mise au point d'un procédé économique et performant

Considérons premièrement le choix du procédé RTM parmi les autres options technologiques. Parmi les divers procédés de fabrication de pièces en matériaux composites, le procédé RTM est très prisé pour les pièces de grande dimension ou de grande complexité à cause de son potentiel en termes d'investissement, de cadence de production et de qualité des pièces finies (Lee, Ho, et Wei 2000)(Owen, Rudd, Middleton, Kendall et Revill 1991)(Spoerre et al., 1998). D'ailleurs, chez Ford, le procédé RTM est pressenti comme une option intéressante à développer pour les pièces à moyen volume de production (Gulino et Harrison 1990). Les deux principaux avantages du procédé RTM envers ses rivaux résident dans la possibilité d'automatiser la fabrication des préformes et d'employer des moules à faible coût en raison des faibles pressions d'injection requises (Owen, Rudd, Middleton, Kendall et Revill 1991). Avec le RTM, dès le début des années 90, certains chercheurs avaient déjà réalisé des gains importants sur la réduction des temps de cycle, par exemple en préchauffant le moule et

la résine (Owen, Rudd, Middleton, Kendall et Revill 1991). Par contre, ces derniers mentionnent tout de même que d'autres améliorations sont encore nécessaires pour rendre le procédé compétitif pour les grandes séries, car pour l'instant il est souvent confiné aux petits volumes. Lebrun et al. (Lebrun et al., 1996) mentionnent aussi la même stratégie de chauffage du moule et de la résine pour réduire les temps de remplissage et de cuisson.

Au niveau du fini de surface, Heider et al. (Heider et al., 2003) mentionnent que les procédés avec compression, comme le SMC, présentent de meilleurs résultats que le RTM, par contre à un coût beaucoup plus élevé. Ils mentionnent aussi que le procédé RTM peut produire un fini de surface comparable au procédé SMC (Sheet Molding Compound). D'ailleurs, dès 1987, Vaccarella Jensen (Vaccarella, 1987). affirmaient déjà que le procédé RTM, muni d'un additif antiretrait, comblait le vide entre le procédé SMC et le moulage manuel en moule ouvert, entre autres par l'élimination des coûteuses tâches de finition. Ils affirmaient même que le RTM s'approchait de plus en plus de la capacité du SMC. Toutefois, selon Kim et Lee (Kim & Lee, 2002), le procédé RTM est déjà largement utilisé dans l'industrie automobile, car les grandes pièces peuvent être produites à moindre coût comparativement au moulage par compression ou au moulage manuel en moule ouvert. Toutefois, ils évoquent que même si ces pièces ont un faible poids, de bonnes caractéristiques dynamiques, le faible niveau de qualité du fini de surface reste souvent le critère qui empêche leur implantation.

En guise d'information, on peut vulgariser la présentation du procédé RTM comme suit : il s'agit d'un procédé où l'on injecte, à basse pression (moins de 100 psi), la résine prête à réagir dans un moule fermé contenant une préforme sèche et poreuse de la pièce à fabriquer. Après l'injection, suit la cuisson, le démoulage et la finition (Mikowski 1991). On retiendra que la résine est injectée dans la préforme bien après l'élaboration

de celle-ci et que la basse pression d'injection permet d'utiliser des moules de fabrication beaucoup plus légers que les moules d'acier conventionnels. De plus, cette basse pression permet de fabriquer des pièces de grande surface, sans requérir une force excessive de fermeture du moule. Finalement, les préformes peuvent être fabriquées hors de la ligne de production, ce qui contribue à réduire les temps de cycle tout en favorisant une automatisation de leur fabrication.

Le procédé RTM a des compétiteurs. Outre le procédé RTM, une brève description des procédés RIM, SRIM et SCM suit ci-dessous. Ce sont les trois autres procédés les plus en vogue dans l'industrie automobile. Ces descriptions sont tirées de (Mazumdar, 2002).

Le procédé SRIM (Structural Reaction Injection Molding) est similaire au RTM, mais diffère sur les résines utilisées et la façon de mélanger les résines avant l'injection. Dans le procédé SRIM, juste avant d'injecter le mélange dans le moule, on mélange deux résines à très haute vitesse dans une chambre. L'impact des résines se produit à 100 ou 200 m/s. Même si la pression dans la chambre de mélange peut atteindre de 10 à 40 MPa, l'injection dans le moule se fait à moins de 1 MPa pour éviter de laver les fibres au port d'injection du moule. La résine possède une viscosité relativement basse. La plus courante est celle de polyisocyanure, qui s'appuie sur la chimie des polyuréthanes. Le SRIM est une variante du RIM (Reaction Injection Molding).

Le procédé RIM (Reaction Injection Molding), est identique au SRIM, à la différence que le moule est vide et ne contient pas de préforme poreuse. Ainsi, les pièces fabriquées sont moins résistantes sur le plan mécanique à cause de l'absence de fibres. Par contre, la cadence peut être très rapide, car il n'y a pas de restriction de débit pour retenir les fibres en place.

Le procédé SMC (Sheet Molding Compound) est très populaire dans l'industrie automobile, entre autres par qu'il s'apparente au procédé d'estampage, qui est bien connu dans ce domaine. Par contre, le SMC produit la pièce finie d'un seul coup, en comprimant la charge préalablement placée dans le moule de la presse, et permet beaucoup plus de polyvalence (nervures, embossage, différence d'épaisseur, etc.). On l'utilise pour produire des pièces ayant un fini de surface de classe A. Par contre, dans ce cas, la fraction volumétrique des fibres doit se limiter à 30%, ce qui peut impliquer un compromis entre le fini de surface et les propriétés mécaniques. Pour compenser cette faiblesse, on ajoute souvent des nervures ou encore, on utilise des assemblages collés de composants afin d'obtenir une structure tridimensionnelle solide.

Le Tableau 1 présente une comparaison de certains procédés concurrents.

Tableau 1 Principaux procédés concurrents au RTM

Procédé	Production annuelle	Temps de cycle (min.)	Émissions toxiques	Pièce à 2 côtés?
RTM	200 – 10 000	6 – 30	Non	Oui
Moulage manuel	100 – 500	60 – 180	Oui	Non
SRIM	> 10 000	3 – 15	Non	Oui
SMC	> 10 000	1 – 10	Non	Oui
Moulage par injection (plastique)	> 20 000	0.5 – 2	Non	Oui

En ce qui concerne les différents procédés de fabrication de composites dans l'industrie automobile, la littérature scientifique n'est pas unanime. Plusieurs contradictions

peuvent être recensées. Le décalage temporel entre les publications et les différentes applications représente probablement la principale cause de désaccord.

Dès 1988, Austin (Austin, 1988), de la société Futura Coatings, affirme que les procédés SRIM et RTM ne peuvent produire des pièces de classe A pour des panneaux extérieurs de véhicules automobiles. Selon lui, seul l'usage d'un enduit gélifié, communément appelé « gelcoat », ou encore de plusieurs couches d'apprêt permettent d'obtenir un fini de surface de classe A. Il propose donc d'utiliser leur nouvelle gamme de produits (in-mold systems) qui sont des enduits gélifiés.

Durant la même année, Burns et Rogers (Burns & Rogers, 1988) consultent quelques praticiens de différents fabricants automobiles à propos de la « course aux panneaux d'automobiles ». On leur demande leur avis sur les procédés RIM, SRIM et RTM. Un responsable du développement du procédé RIM chez GM affirme que même si le SRIM n'est pas encore mature, il représente beaucoup plus d'avenir que le RTM. Un autre intervenant rappelle les problèmes historiques du SRIM envers le fini de surface, surtout avec les fractions volumiques de fibres élevées. Pour cette raison, il croit que le RTM peut être avantageux. Plusieurs spéculent sur le potentiel de réduire les temps de cycle sous la barre des 10 minutes. Les estimations des cadences de production passent de 10 000 à 30 000, 50 000 et même 100 000 pièces/an. On mentionne aussi des cas où le fini de surface est très bien réussi, mais la plupart des spécialistes restent sceptiques envers la répétabilité du procédé RTM. On mentionne aussi qu'avant d'aborder le marché des automobiles, celui des camionnettes serait préférable compte tenu de son volume limité.

En 1990, Stevens (Stevens, 1990) clarifie une source de discordance. Il mentionne qu'en considérant les propriétés mécaniques, le RTM se classe bien pour produire les panneaux horizontaux, qui nécessitent une plus grande rigidité. Par contre, le RIM, ou

encore l'injection de thermoplastiques, sont avantageés pour les panneaux verticaux, ceux-ci présentant l'avantage d'être plus souples et plus tolérants aux chocs.

Un an plus tard, (Andrekanic, Sobotkowski, & Stickel, 1991) présentent une nouvelle résine polyvalente utilisable par les procédés de compression. Entre autres, cette résine améliore encore le fini de surface du procédé SMC. Ce procédé possède d'excellentes caractéristiques, mais nécessite des investissements importants, ce qui le limite aux applications à très haut volume de production.

Wirth (Wirth & Gauvin, 1998) propose une variante du RTM, soit le RTM avec compression post-injection. Il s'agit de laisser le moule légèrement ouvert lors de l'injection et de le refermer ensuite. Cela permet de remplir le moule beaucoup plus rapidement. Cette méthode requiert une presse d'une certaine capacité, bien que nettement inférieure à celle d'une installation SMC. On conclut que cette variante du RTM peut être préférable pour des pièces à haute fraction volumique de fibre, mais qu'il ne semble pas y avoir d'intérêt pour les faibles fractions volumiques.

Plusieurs améliorations sont nécessaires au procédé RTM. Outre tous les avantages favorisant ce dernier, il demeure toutefois certaines difficultés à surmonter pour repousser les limites de son application en termes de cadence de production, de coût et de qualité du fini de surface (Gulino et Harrison 1990). Même si certaines applications ont eu du succès, nous sommes forcés de constater que ce procédé ne satisfait pas encore les besoins d'une production à haut volume (Friedrich, Kopp et Stieg 2003). Les études concluantes portaient principalement sur des composants à faible volume de production ou encore dans des conditions de fabrication loin de celles des usines d'automobiles. Par exemple, le cas où le temps de cuisson est de 75 minutes (Kruckenberg 1998) est peut être acceptable pour un aileron d'avion, mais ne l'est pas pour un panneau de porte d'automobile. L'utilisation d'un enduit gélifié appliqué sur les parois du moule

représente une porte de sortie pour obtenir la qualité désirée (Ward, 2002). Bien qu'étant tolérable pour la fabrication de panneau arrière d'autobus produits à une cadence de quelques dizaines de panneaux par semaine, cette étape, qui est dérivée de la fabrication artisanale, ne peut être retenue à cause des temps d'application et de nettoyage requis.

1.2.3 Amélioration du fini de surface

L'amélioration du fini de surface est critique (Wenger, Dickson, McIlhagger, & Miller, 1992). Il est bien connu que la résine de polyester insaturée, qui est le choix de bien des applications industrielles, tend à rétrécir de volume lors de la cuisson à cause de la polymérisation. Selon les auteurs, on mentionne un retrait volumique pouvant aller jusqu'à 6% ou même 10%. Selon Tseng et Osswald (Tseng & Osswald, 1994), les facteurs reliés au phénomène de rétrécissement sont les changements de forme et de dimension de la pièce, l'anisotropie de la matière, la cuisson asymétrique, les différentes zones d'échanges thermiques du moule et les mauvaises conditions opérationnelles. Le gauchissement des pièces et les ondulations de la surface sont causés par des contraintes résiduelles locales qui sont engendrées par une absence d'uniformité thermomécanique et des variations de températures à l'intérieur du moule. Kim et Lee (Kim & Lee, 2002) notent également l'importance du tissage des fibres, de la séquence d'empilage des renforts et du procédé de cuisson.

Évidemment, la prédiction des défauts d'ondulation n'est pas simple. D'ailleurs Kim et Lee (Kim & Lee, 2002) déplorent le peu de littérature scientifique concernant le fini de surface comparativement aux études portant sur les considérations structurelles des composites. Toutefois, l'équipe de Kim et Lee (Kim & Lee, 2002), de même que celle de Tseng et Osswald (Tseng & Osswald, 1994), ont réussi à développer chacune un

modèle de prédiction. Pour les cas respectivement étudiés, leurs modèles semblent acceptables.

Pour obtenir un fini de surface de classe A, Haider et al. (Haider et al., 2002) regroupent toutes les stratégies en cinq catégories comme suit :

1. Chimie du système de résine;
2. Conception de la pièce et du moule;
3. Utilisation d'un enduit dans le moule;
4. Réglage des paramètres opérationnels;
5. Opérations secondaires et de finition des pièces fabriquées.

Parmi toutes ces stratégies, un développement intéressant concerne les additifs pour contrer le retrait de polymérisation des résines, communément appelés « LPA » pour « Low Profile Additive ». Même si l'utilisation de ces additifs est chose commune en production, la compréhension des mécanismes fonctionnels (microvides, changement de phase) de ces additifs reste vague et nécessite d'autres études (Li et Lee 1998). Par contre, le résultat sur les pièces est indéniable. Ces additifs limitent le retrait. Il reste donc un problème de dosage qui est fonction de plusieurs paramètres, dont la composition chimique de la résine, l'ajout de charge inerte, le pourcentage volumétrique des fibres, etc. Donc, pour l'optimisation du fini de surface, les connaissances actuelles ne permettent pas de modéliser l'ensemble du phénomène. Pratiquement, il est nécessaire d'opter pour une approche expérimentale.

Certains succès sont documentés. Par exemple, le cas des panneaux de benne des camionnettes Ford P100 Sierra, où une approche expérimentale, non détaillée, a permis de mettre en production une pièce ayant un fini de surface acceptable sans utiliser de gel de surface (gelcoat). Le procédé était conçu pour produire 12 000 panneaux par an pour une vie utile de 85 000 pièces.

La réduction des coûts se réalisera surtout au niveau des temps de cycle, donc des coûts d'opération. Dans le cas du procédé RTM, les investissements sont déjà faibles. Pour minimiser le temps de cycle, il faut surtout remplir le moule et cuire la pièce rapidement. L'autre aspect important où existe un potentiel d'économie est l'automatisation de la fabrication des préformes.

On comprend donc que le procédé RTM présente des avantages importants sur les procédés concurrents et semble prometteur pour offrir des développements techniques permettant de surpasser les contraintes actuelles qui limitent son utilisation soutenue.

1.3 Principales techniques d'évaluation du fini de surface

Comme mentionné précédemment, la mesure de la réponse associée au fini de surface représente une préoccupation. Malheureusement, il n'y a pas définition standardisée de ce qu'est un fini de surface de classe A (Neitzel, Blinzler, Edelmann, & Hoecker, 2000); ces derniers mentionnent les différences d'attitude entre les marchés américains, européens et asiatiques. Ils concluent que les exigences au niveau de la qualité du fini de surface deviennent une caractéristique d'une marque d'automobile. Haider et al. (Haider et al., 2002) résument toutefois qu'une surface de classe A se doit d'être lisse, douce, lustrée, sans porosité ni égratignure.

Plusieurs méthodes ont été utilisées, principalement des méthodes optiques. Faute d'avoir accès à de tels équipements, plusieurs adoptent plutôt l'approche de Kim (Kim, Jeong, et Im 1997) qui repose sur la caractérisation par la rugosité. À partir des mesures d'un profilomètre, on tente de distinguer différentes bandes de fréquences. En pratique, on se limite souvent à deux, hautes fréquences pour la rugosité et bases fréquences pour les ondulations de surface.

1.3.1 Inspection visuelle

Historiquement, le premier réflexe pour évaluer la qualité du fini de surface était de l'inspecter visuellement (Neitzel et al., 2000). Évidemment, cette méthode est subjective et souvent peu précise. On peut se doter d'échantillons représentant des cas typiques en guise d'étalons. De tels échantillons accompagnés d'un petit manuel d'explication et d'une courte formation permettent de limiter la composante subjective de cette approche.

Néanmoins, une certaine incertitude demeure toujours sur la valeur ou la gravité des défauts. Pour contrer cette lacune, Castello et Steudel (Castillo & Steudel, 2003) proposent l'utilisation d'un indicateur empirique pour évaluer l'apparence des surfaces qu'ils nomment l'index d'état visuel, IOVC (Index Of Visual Condition). Cette méthode est fondée sur la théorie multidimensionnelle de l'utilité. En fait, il faut premièrement recenser tous les types de défauts et leur attribuer un poids. Par la suite, il est nécessaire de procéder à une inspection visuelle détaillée des pièces et d'établir un décompte des points en fonction des défauts détectés. Ce bilan est une simple moyenne pondérée. On constate deux faiblesses importantes. Premièrement, l'inspection visuelle détaillée représente une charge de travail non négligeable et elle ne peut être automatisée. Deuxièmement, la grille des défauts observés et des poids qu'on leur assigne n'est pas universelle et pourrait même demander d'être refaite pour chacun des types des pièces. En conclusion, l'inspection visuelle n'est pas souhaitable, du moins comme unique moyen d'inspection.

1.3.2 Ultrasons et radiographie

D'autres chercheurs, tels Serré et al. (Serre, Vayer, Erre, & Ollive, 1999) ou encore Kas et Kaynak (Kas & Kaynak, 2005), ont opté pour des appareils permettant de sonder légèrement sous la surface. Les premiers ont utilisé un microscope à balayage électronique, un spectromètre à rayons X et un microscope atomique pour déterminer la composition de la surface. Le microscope atomique a permis d'évaluer la rugosité sur une échelle nanométrique. Cette méthode a aussi été utilisée par Yoshi et Kuramoto (Yoshi, Kuramoto, & Kato, 1993). Les seconds ont opté pour une inspection ultrasonique (C-Scan) pour évaluer les microvides près de la surface. Bien que ces instruments soient très sophistiqués, ils ne sont pas nécessairement pertinents pour mesurer la qualité du fini de surface de pièces d'automobiles.

1.3.3 Rugosimètre

La théorie de la rugosité est bien connue en ingénierie (Oberger, McCauley, Heald, & Hussain, 2004). On mesure la rugosité à l'aide d'un rugosimètre. Habituellement, un stylet mesure avec précision les dénivellations de la surface sur une courte longueur (Wenger et al., 1992). La saisie peut se faire avec ou sans contact sur la pièce. Quelques standards existent pour définir différentes façons de la calculer, comme par exemple la rugosité maximale (R_{max}), la rugosité moyenne (R_a) et la rugosité moyenne quadratique (R_{rms}) (American Society of Mechanical Engineers, 1986). D'autres méthodes, pour l'instant plus populaires en Europe, telles R_z (similaire à l'étendue), R_q , R_{vk} , (ISO 4287-1997, ISO 4287/1-1997, ISO 13565-1996) sont tout de même normalisées en Amérique du Nord (ASME B46.1-1995). La rugosité moyenne, R_a , est l'un des paramètres unidimensionnel couramment utilisés pour l'analyse quantitative de la rugosité des surfaces. Elle est définie comme la moyenne des sous-moyennes des

valeurs absolues des dénivellations, Y_i , par rapport à la ligne moyenne, sur chacun des segments l :

$$\hat{R}_a = \sum_{j=1}^{L/l} \left(\frac{\sum_{i=1}^{n_l} |Y_i|}{n_l} \right) / \left(L/l \right) \quad (1)$$

où n_l représente le nombre de points échantillonnés pour chacun des L/l segments. Noter que la relation entre l'état de surface de Classe A et les mesures de rugosité n'est pas disponible dans la littérature. Ces moyennes sont calculées sur de petits segments de la longueur parcourue par le stylet. La Figure 6 Longueur d'échantillonnage (cut-off) illustre ce concept et le Tableau 2 présente les seuils de coupure normalisé.

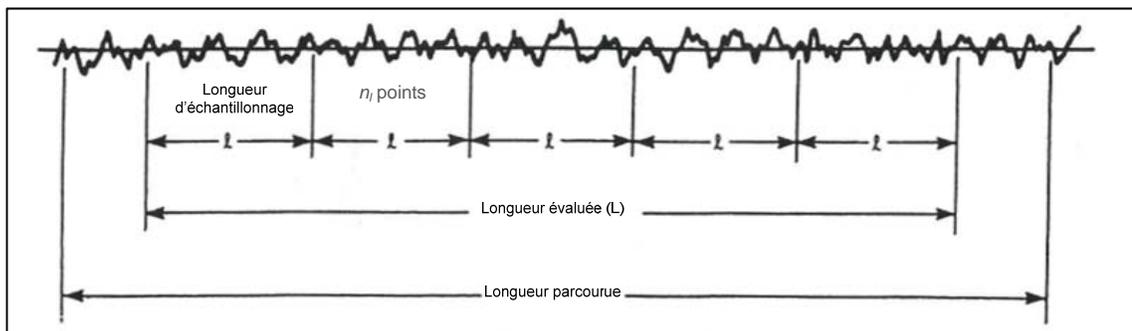


Figure 6 Longueur d'échantillonnage (cut-off)

Tableau 2 Seuils de coupure normalisés

Seuil normalisé (mm)
0.08
0.25
0.8
2.5
8.0
25

À cause de sa fréquente disponibilité, le rugosimètre est donc un outil très tentant pour les ingénieurs. Toutefois, même s'il existe des normes et plusieurs paramètres standardisés, les sources de confusion envers son usage sont encore multiples (Zani, 2003). La prudence est donc de mise.

Il est rassurant de savoir que Gordon et al. (Gordon, Boukhili, & Trochu, 2001) ont constaté une corrélation entre la rugosité mesurée et des observations au microscope. **Ceci confirme le potentiel fin d'un tel appareil.** Haider et al. (Haider et al., 2002), de même que Kim et al. (Haider et al., 2002; K.-T. Kim, J.-H. Jeong, & Y.-T. Im, 1997), sont parmi ceux utilisant un profilomètre pour évaluer le fini de surface. Par contre, les premiers prévoient analyser leurs résultats selon deux plages de fréquences : une plage d'ondes courtes pour le fini de surface et une plage d'ondes longues pour les ondulations. Cette approche pourrait même être poussée plus loin en délimitant plus de deux plages. Ce point de vue, d'utilisé plus d'une plage de coupure fréquentielle, est aussi utilisé par Schubel et al. (Schubel, Warrior, Kendall, & Rudd, 2006), mais après avoir considéré la rugosité et une méthode optique, **ils concluent que plus d'un paramètre est nécessaire pour contenir la nature des caractéristiques des surfaces.**

Certains chercheurs utilisent plus d'un critère de rugosité. En plus du Ra, des paramètres en lien avec les coefficients **d'asymétrie** et **d'aplatissement** sont considérés, mais analysés séparément (Dickson & McIlhagger, 1992; Wenger et al., 1992).

Heider et al. (Heider et al., 2003) et Kim et Lee (Heider et al., 2003; Kim & Lee, 2002), utilisent le critère de base Ra, mais mesurent le fini de surface des pièces avec des équipements plus raffinés. Les premiers ont choisi un robot de mesure de grande précision alors que les derniers avaient une machine commerciale pour analyser les

surfaces. Ces deux équipes se démarquent par la qualité des appareils de mesure, mais aussi par la simplicité des calculs.

Afin d'offrir un bilan des différentes statistiques calculées à partir de mesures de rugosité, Chang et al. (Chang, Hirvonen, & Gronqvist, 2004) répertorient pas moins de 20 paramètres. **On remarque toutefois que le *Ra* est de loin le plus utilisé.**

1.3.4 Méthodes visuelles dédiées

Ayant travaillé avec une résine phénolique, qui présente souvent des inclusions de surface, Averous et Gauvin (Averous & Gauvin, 1998) présentent une approche combinant l'utilisation d'un profilomètre pour évaluer les ondulations et d'une caméra accompagnée d'un système de traitement d'images pour observer les microcavités (pinholes). Ici, le traitement d'images ne considère pas le reflet, mais uniquement les cavités. Bien que limité, la détection des cavités devient facilement automatisable.

D'une autre approche, Stevens (Stevens, 1990) utilise une méthode visuelle simple, la distinction de l'image projetée. Une version de ce test consiste à tenter de lire les lettres C de plus en plus petites qui sont réfléchies sur la surface. Un miroir aurait une cote de 100%. Plus la surface est mate ou ondulée, plus il sera difficile de distinguer les C, qui finiront par ressembler à des O.

Hupp (Hupp, 1988) complète son inspection visuelle avec un appareil de la compagnie Ashland, le LORIA. Il s'agit d'une application de la réflectométrie d'un laser (Geier, 1994). Hupp fait une importante mise en garde contre les profilomètres. Il affirme que même s'ils fournissent des données quantifiées, celles-ci ne sont souvent pas fiables et surtout peu utiles pour évaluer des finis de surface. Andrekanic et al. (Andrekanic et al., 1991) utilisent aussi le LORIA.

Plusieurs chercheurs comme Michaeli et Dyckhoff (Michaeli & Dyckhoff, 1993) de même que Dutiro et al. (Dutiro, Alaka, & Matthews, 1997) se servent du D-Sight. Ce dernier instrument s'appuie sur la théorie de la diffractométrie optique (Geier, 1994). Dutiro et al. fournissent des recommandations pour évaluer les surfaces. Le lustre, soit la capacité à réfléchir la lumière, a avantage à être mesuré avec un appareil dédié. Sinon, une mesure globale peut être prise par distinction de l'image rétroréfléchie, DORRI (Distinctness of Retro Reflective Image). En pratique, l'appareil D-Sight de Diffracto intègre les considérations d'ondulation, de rugosité et de lustre. Ils spécifient les ondes courtes à moins de 5 mm et les ondes plus longues de 5 jusqu'à 100 mm. Ils mentionnent aussi qu'une surface de classe A doit paraître lisse et réfléchissante avec une valeur DORRI allant de 60 à 90 (Dutiro et al., 1997).

Landsettle et Jensen (Landsettle & Jensen, 1986) mentionnent avoir utilisé l'appareil de Diffracto (D-Sight) et établissent une distinction entre les images réfléchies avec un grand angle et un petit angle. Vaccarella (Vaccarella, 1987) mentionne avoir utilisé l'appareil de Diffracto (D-Sight) avec une image réfléchie avec un grand angle. Toutefois, dans les deux cas, les résultats numériques ne sont pas présentés, ce qui empêche toute comparaison des différents critères.

Les résultats de Beer et al. (Beer et al., 1992) fournissent un tableau comparatif de trois critères pour évaluer les surfaces, soit la rugosité R_a , le LORIA et la distinction de l'image réfléchie (DOI). Ces résultats seront analysés en détail lors de la démonstration des lacunes du R_a comme moyen de caractériser un fini de surface. DeBolt (Debolt, 2004) mentionne toutefois que l'utilisation des appareils optiques est souvent limitée avec des pièces brutes en composites à cause du leur manque de lustre. Voilà pourquoi il a opté pour l'usage d'un rugosimètre.

Parmi les méthodes d'évaluation des surfaces montrant un grand potentiel, celle du système ONDULO[®] se distingue par sa caractérisation des défauts de forme par l'entremise des courbures locales évaluées par déflectométrie. En 2001, cette technologie s'est méritée le titre du meilleur système de contrôle de l'apparence des surfaces par la revue Metrology. Bien que cette technologie ait connu du succès dans des applications industrielles statiques, où les mêmes pièces sont inspectées les unes après les autres, par exemple des portières d'automobiles, nos quelques tentatives nous ont démontré que son usage comme instrument de mesure nous est apparu complexe et demandant encore des améliorations techniques.

Parmi les avantages de cette technologie, mentionnons sa robustesse envers les perturbations environnementales, sa précision et sa rapidité. Bien que la technologie Ondulo[®] soit très sophistiquée pour caractériser le fini de surface, les choix des critères et des seuils pour décider de la conformité doivent être définis par les usagers. Ce genre d'appareil décrit l'ondulation des surfaces, mais l'analyse subséquente de leur qualité est du ressort des utilisateurs. Parmi les critères à considérer, mentionnons l'amplitude maximale, l'amplitude moyenne, les fréquences spatiales (FFT), l'hétérogénéité des variances ou encore une certaine combinaison de ces derniers critères. En se rapprochant de ce type d'appareils, c'est-à-dire ceux fournissant la topographie de la surface, Martinez (Martinez & Jourlin, 1997) propose une ébauche de critères d'évaluation surfacique. On reconnaît donc le besoin de définir une méthode pour déterminer si une surface est acceptable ou pas.

Il est évident que les méthodes optiques évoluent rapidement. On le constate dans la littérature scientifique. Les travaux portent souvent sur l'arrimage de technologies optiques et de solutions algorithmiques. Par exemple, Hamed et Saady (Hamed &

Saudy, 2007) calculent la rugosité par l'entremise de photographie de réflexion d'un laser et d'une méthode basée sur les corrélations. L'équipement est assez sophistiqué. L'équipe de Zhongxiang (Zhongxiang, Lei, Jiaxu, Xuehong, & Xiaojun, 2009) utilise des techniques d'analyse d'image pour tenter de faire un lien avec la rugosité, ce qui demande moins d'équipement sophistiqué (laser). Ils concluent toutefois que même si un certain lien a été établi entre leurs métriques et la rugosité des surfaces, celui-ci n'est pas considéré suffisant, ce qui demande des recherches ultérieures afin de mieux comprendre les phénomènes en jeu.

En 2009, XiaoMei et Hong (XiaoMei & Hong, 2009) résument l'évolution des méthodes sans contact pour l'évaluation de la rugosité. Après avoir justifié l'importance des mesures de rugosité dans l'industrie et d'avoir confirmé que les rugosimètres à stylet étaient encore très importants, en tant que méthode conventionnelle, ils analysent les avantages et les inconvénients de quatre grandes familles technologiques.

La première famille technologique concerne les microscopes. Ils possèdent une très grande précision et sont parfois nécessaires pour certaines applications. Toutefois, outre les coûts, la petitesse obligatoire des échantillons, l'impossibilité de mesurer directement les matériaux non conducteurs, la préparation nécessaire aux échantillons et la faible rapidité des mesures empêchent cette technologie de se déployer comme une solution industrielle. Ils analysent ensuite les méthodes d'interférométrie, sur lesquels des appareils commerciaux sont basées. À cause des coûts et des conditions expérimentales, qui doivent être respectées rigoureusement, ces appareils sont souvent restreints à l'analyse d'échantillons en laboratoire. On mentionne ensuite les méthodes de diffraction des lasers, qui sont applicables à une large gamme de matériaux (métalliques, non métalliques, céramiques ou plastiques). Un inconvénient important concerne la faible plage des mesures, souvent de l'ordre de 1 à 200 nm. La dernière famille

technologique englobe la diffusion des lasers, soit la captation des multiples reflets d'un rayon laser pointé sur une surface imparfaite. Ici, des liens statistiques peuvent être établis entre les propriétés statistiques de la diffusion et de la rugosité de la surface. Toutefois, comme le support théorique est encore limité, ceci limite à quantifier des données qualitatives de diffusion. Cela empêche une caractérisation locale précise.

Ces derniers concluent que les méthodes sans contact permettent effectivement d'obtenir des mesures précises et satisfaisantes dans bien des contextes. Par contre, ils soulignent aussi que chaque technologie a ses avantages, dans des conditions données, et ses inconvénients. Des recherches doivent continuer afin de trouver des solutions aux limitations.

1.3.5 Utilisation d'une méthodologie efficace

Compte tenu des limitations théoriques actuelles, nous devons à toutes fins pratiques opter pour une approche expérimentale pour résoudre la problématique présentée ci-dessus. Malheureusement, plusieurs ne s'appuient le plus souvent que sur l'expérience et l'instinct plutôt que sur une approche méthodique (M. Y. Lin, Murphy, & Hahn, 2000). Pour que l'approche expérimentale soit efficace, il est important d'utiliser des plans d'expériences appropriés et d'être capable de mesurer les facteurs (variables indépendantes) et les réponses (variables dépendantes) convenablement.

Dans la littérature scientifique concernant l'amélioration du fini de surface des composites, on trouve certaines études d'optimisation, souvent fondées sur des plans d'expériences élémentaires, sinon déficients. Mentionnons le cas de Beer et al. (Beer et al., 1992), qui étudient 5 facteurs, dont un à 4 niveaux en huit essais. Une telle configuration expérimentale ne permet pas d'estimer beaucoup d'interactions entre les facteurs, et impose un modèle mathématique très peu élaboré. De plus, six réponses sont

optimisées simultanément sans méthodologie. Thompson (Thompson, 1998) propose une démarche similaire, avec 5 facteurs et deux interactions prédéterminées pour un plan de 8 essais sans répétition. Dans son cas, l'essai de confirmation s'est montré satisfaisant. Haider et al. étudient 5 facteurs à trois niveaux avec un plan de 18 essais, sans répétitions. Ce dernier cas sera d'ailleurs étudié en profondeur au chapitre 6 où plusieurs complications seront révélées quant aux interactions et à la confusion des effets estimés.

Le cas de Dutiro et al. (Dutiro et al., 1997) est différent. La démarche expérimentale comprend des tests de répétabilité et un modèle quadratique avec interactions doubles. Par contre, on ne mentionne aucune vérification des résidus du modèle pour s'assurer de son applicabilité. Malheureusement, leur modèle empirique reste imprécis. De plus, ils mentionnent qu'il fut difficile d'optimiser l'équation quadratique multidimensionnelle de prédiction, en raison de l'emploi d'un logiciel manquant de polyvalence.

En résumé, quand on survole les travaux antérieurs, on constate qu'il existe deux écoles de pensée sur l'étude des pièces en matériaux composites pour l'industrie automobile. D'une part, une théorie fondée sur la physique des phénomènes mis en jeu dans la fabrication d'une pièce composite par injection est développée, par exemple l'évolution de la viscosité, l'écoulement de la résine, le mouillage des fibres, les échanges thermiques, etc. Cette recherche est fondamentale et vise à établir les bases théoriques pour la compréhension des phénomènes. D'autre part, pour résoudre les problèmes industriels complexes que la théorie ne permet pas encore d'aborder, par exemple sur le fini de surface, il est nécessaire d'expérimenter. À cette fin, l'utilisation de plans d'expériences devrait s'accroître afin de minimiser les efforts expérimentaux et de maximiser la quantité d'information à retirer de ces essais.

Par contre, sous peine de se répéter, nous voulons insister sur le fait que l'utilisation des plans d'expérience nécessite d'avoir une réponse mesurée convenablement. Cet aspect important ne semble pas être très bien documenté dans la littérature scientifique sur cette problématique. Une bonne méthode de caractérisation du fini de surface représente un maillon essentiel à l'application des plans d'expérience et ainsi de pouvoir optimiser ce fini efficacement.

1.3.6 Travaux antérieurs

Certains travaux antérieurs sont directement en lien avec la présente étude. Ici, les seuls travaux retenus sont ceux de Mohsan Haider et de Geneviève Palardy. L'auteur a d'ailleurs collaboré avec Mohsan Haider et a eu des discussions avec Geneviève Palardy. Il est donc pertinent de bien situer les nouvelles contributions par rapport aux résultats antérieurs de l'équipe de recherche. Pour débiter, on retrouve la série d'articles de Mohsan Haider :

- Haider, M., Lessard, L., Trochu, F., & Oceau, M. A. (2002). Experimental Optimization of Process Parameters to Obtain Class A Surface Finish in Resin Transfer Molding. In J. P. O. Lo, (éd.), (pp. 263-270). Vancouver, Canada: Boca Raton FL; CRC Press; 2002
- Mohsan Haider, Pascal Hubert, Larry Lessard (2006). An experimental investigation of class A surface finish of composites made by resin transfer molding process. Thèse university McGill
- Haider, M., Hubert, P., & Lessard, L. (2007). An experimental investigation of class A surface finish of composites made by the resin transfer molding process. *Composites Science and Technology*, 67(15-16), 3176-3186

Ces trois articles fournissent une première proposition d'un plan d'expériences, une analyse de la cinématique de la réaction chimique de polymérisation et des réglages optimaux du procédé de fabrication. Le dernier article est en lien direct avec cette recherche. Il faut mentionner que plusieurs autres données saisies par Mohsan Haider n'ont pas été exploitées ni publiées.

Par la suite, les travaux de Geneviève Palardy ont confirmé ceux de Mohsan Haider et raffiné les réglages du procédé.

- Palardy, G., Hubert, P., Haider, M., & Lessard, L. (2008). Optimization of RTM processing parameters for Class A surface finish. *Composites Part B-Engineering*, 39(7-8), 1280-1286

Cette suite de travaux a fourni des résultats et des données pour prolonger les recherches. La section suivante présente d'ailleurs les principales distinctions.

1.4 Distinction entre cette recherche et la littérature existante

Au niveau de l'originalité, plusieurs points ressortent. Premièrement, sans prétendre ouvrir la voie en ce qui concerne l'étude de l'optimisation empirique des paramètres de fabrication du procédé RTM et la caractérisation du fini de surface, nous pouvons tout de même aspirer à offrir une contribution significative à ces problématiques relativement peu documentées. Pour la méthodologie de caractérisation du fini de surface de pièces produites par le procédé RTM ou par un procédé s'y approchant, bien que certaines publications eussent été trouvées dans la littérature, aucune ne s'approche de notre façon d'évaluer le fini de surface. Certains ont utilisé des mesures de rugosité, telles Ra, Rmax ou Rrms. Plus loin, nous présenterons une argumentation en défaveur de cet usage. **En fait, nous montrerons que la relation entre un indicateur de rugosité et la perception de l'œil humain est faible.**

D'autres chercheurs ont plutôt utilisé des instruments optiques plus sophistiqués. Mentionnons que ce type d'appareil est plus performant, sinon strictement utilisable sur des surfaces lustrées. Les pièces en composites, même celle ayant un fini de surface relativement lisse, n'offrent pas toujours une telle caractéristique. Dans ce cas où ces technologies sont applicables, le problème consiste à choisir des variables permettant de caractériser le fini de surface ainsi que leur seuil d'acceptabilité. De façon générale, ni les variables retenues (différences maximales de hauteur, variations moyennes, etc.), ni leurs seuils ne sont mentionnés. De plus, il est mentionné à plus d'une reprise que plus d'une réponse est nécessaire pour distinguer les différents types de défauts (Neitzel et al., 2000; Schubel, Warrior, et al., 2006) **Donc, la caractérisation du fini de surface, mesurée comme nous le proposons, soit par l'entremise de quatre caractéristiques statistiques est une contribution originale.**

Deuxièmement, les outils utilisés se distinguent aussi. L'approche empirique retenue est basée sur une solide théorie statistique. L'utilisation de plans d'expériences, de l'optimisation simultanée de plusieurs réponses ou de techniques statistiques multidimensionnelles n'a pas été observée dans le cadre de la recension des écrits. En fait, les méthodes statistiques rencontrées dans la littérature étaient plutôt élémentaires. La méthodologie expérimentale était souvent peu développée. Ainsi, même si nous recoupons partiellement certains travaux déjà réalisés, nous sommes confiants que les outils statistiques utilisés permettront d'obtenir des résultats encore non dévoilés.

2 PROBLÉMATIQUE

Ce chapitre définit la problématique de recherche. La première partie rappelle le besoin de caractériser le fini de surface pour permettre son optimisation empirique. La deuxième partie offre une argumentation étoffée en défaveur de l'usage d'un indicateur de rugosité pour caractériser le fini de surface. L'argumentation débute avec des constatations simples et se poursuit en utilisant des méthodes statistiques multidimensionnelles. En dernière partie, on trouve les hypothèses et questions de recherche.

2.1 Besoin de caractérisation du fini de surface

On a vu que le procédé RTM est considéré comme étant un candidat intéressant dans l'industrie automobile, mais qu'il nécessite encore des améliorations, entre autres au niveau de l'amélioration du fini de surface. Comme cet aspect n'est pas couvert par une théorie, la méthode empirique des plans d'expérience est toute indiquée afin de maximiser l'efficacité et l'efficacité expérimentale.

Toutefois, comme mentionné précédemment, l'usage des plans d'expérience nécessite une réponse quantitative. Cette réponse peut être unidimensionnelle ou multidimensionnelle selon le besoin. Dans notre cas, nous privilégions l'usage des données brutes d'un rugosimètre; rappelons qu'un tel appareil est souvent accessible et souvent bien connu des praticiens. Il faut toutefois se convaincre de ne pas utiliser directement les résultats d'un tel appareil, mais de faire un traitement approprié aux données brutes pour en dévoiler l'information pertinente.

2.2 Lacunes de la rugosité pour mesurer le fini de surface

La revue de la littérature scientifique nous a appris que plusieurs technologies peuvent être utilisées pour caractériser le fini de surface. Néanmoins, aucune technologie ne dominait toutes les autres selon un ensemble de critères, dont le coût, la spécificité du besoin, la portabilité, la nécessité d'une intervention humaine, etc.

En pratique, le fini de surface est évalué visuellement par du personnel qualifié ou par des instruments. L'évaluation visuelle est critiquée pour son aspect subjectif alors que les instruments fournissent de l'information qui semble souvent incohérente avec la perception de l'œil humain. Ce phénomène est particulièrement vécu avec les données d'un rugosimètre.

Les indices de rugosité sont très utilisés en ingénierie. Les données brutes de rugosité sont obtenues avec un appareil appelé rugosimètre, mais aussi appelé profilomètre ou profilographe. Fréquemment, un stylet mesure avec précision les dénivellations de la surface sur une courte longueur. La saisie peut toutefois se faire avec ou sans contact sur la pièce selon la technologie utilisée. Différents standards existent pour définir la rugosité, comme par exemple la rugosité maximale, R_{max} , la rugosité moyenne, R_a , et la rugosité moyenne quadratique, R_{rms} . C'est donc un outil très tentant pour un ingénieur. La Figure 7 présente un tel appareil, de même qu'un échantillon des résultats générés.

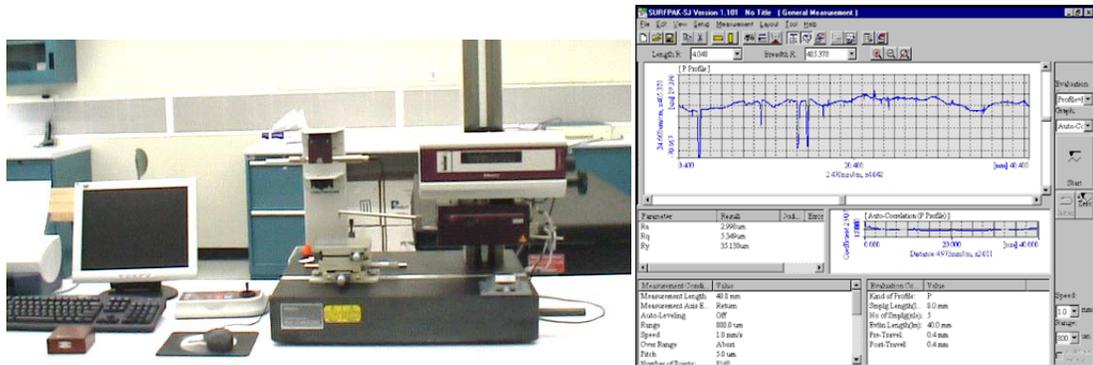


Figure 7 Rugosimètre et graphique de rugosité

Toutefois, outre son accessibilité et sa popularité, cette méthode n'est pas idéale. D'ailleurs, certains chercheurs ont sévèrement critiqué son utilisation. Par exemple, Hupp (Hupp, 1988) affirme que même si les rugosimètres fournissent des données quantitatives, que celles-ci ne sont pas souvent fiables et utiles pour évaluer le fini de surface.

Par contre, probablement pour des raisons d'accessibilité et d'objectivité de la mesure, on sait que certains chercheurs ont utilisé un rugosimètre comme moyen pour caractériser un fini de surface (Haider et al., 2007), (Palardy, Hubert, Haider, & Lessard, 2008), (Heider et al., 2003) et à Kim et Lee (Heider et al., 2003; Kim & Lee, 2002). Même si une critique peut être adressée sur l'utilisation d'un tel appareil pour cet usage (Hupp, 1988), les utilisateurs semblent avoir obtenu un certain succès. On peut donc soupçonner que certains cas puissent être évalués convenablement avec un rugosimètre, alors que d'autres présentent des difficultés.

Pour démontrer les lacunes du Ra comme moyen de caractériser le fini de surface, nous débuterons par la présentation de profils réels très différents, mais remis à l'échelle pour avoir pratiquement le même Ra . Nous analyserons aussi les données de Beer (Beer et al., 1992). Ces données présentent les résultats de trois technologies différentes,

rugosimètre, Loria et DOI, appliquées à huit pièces différentes. Ces 24 données seront analysées en profondeur par des méthodes statistiques multidimensionnelles (analyse en composantes principales et analyse des correspondances multiples) afin de démontrer le peu de lien qu'il existe entre ces trois types de mesures.

2.2.1 Différents profils de même Ra

Une démonstration convaincante pour soulever les lacunes de l'indice de rugosité Ra en ce qui concerne son incapacité à représenter toute la complexité du fini de surface peut être faite par l'observation de différents profils ayant le même Ra . Dans quatre figures qui suivent (Figure 9, Figure 10, Figure 11 et Figure 12), basées sur des données réelles, mais pondérées, on trouve quatre profils nettement différents, mais ayant exactement le même écart type. On sait que l'indice Ra est fortement corrélé avec l'écart type. D'ailleurs, juste avant de présenter les quatre graphiques annoncés, nous pourrions constater ce fait sur la Figure 8, qui illustre les données du Tableau 3.

Tableau 3 Écarts types et rugosité (Ra) de 48 pièces

StdDev_W	Ra_W	StdDev_W	Ra_W	StdDev_W	Ra_W	StdDev_W	Ra_W
0.296	0.171	1.114	0.614	0.339	0.195	0.473	0.203
2.958	1.28	0.693	0.301	3.681	2.687	1.445	0.557
6.121	3.586	3.224	1.187	1.698	1.027	0.483	0.253
9.666	7.421	2.210	0.96	1.390	0.949	2.108	1.018
0.357	0.173	0.843	0.358	0.389	0.208	0.676	0.51
0.655	0.453	3.717	2.059	7.586	4.788	0.214	0.135
0.599	0.229	0.793	0.463	1.967	1.351	0.721	0.283
0.365	0.233	0.855	0.524	0.872	0.346	1.038	0.669
0.537	0.235	0.979	0.573	2.131	0.782	0.517	0.236
0.749	0.441	1.652	0.651	0.908	0.443	0.924	0.498
5.475	3.382	0.658	0.253	0.408	0.284	10.478	7.867
0.399	0.157	5.239	2.762	3.239	1.907	0.596	0.247

Les données du Tableau 3 proviennent des mesures de rugosité des zones offrant le moins beau fini de surface des 48 pièces ayant été fabriquées avec le moule thermique de l'École Polytechnique. Les paramètres de réglages (vitesse, seuil de coupure, etc.) sont donc ceux mentionnés à la section 3.1.3 du chapitre intitulé Méthodologie de la recherche.

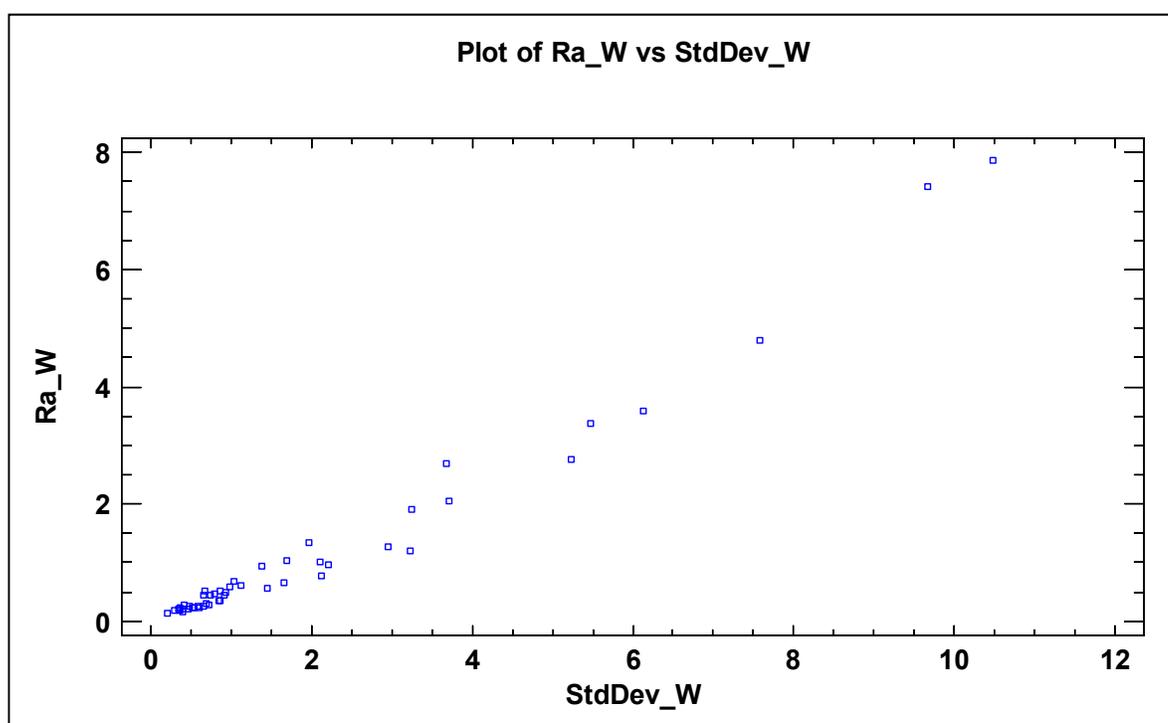


Figure 8 Corrélation entre écart type et rugosité (Ra)

Les quatre graphiques précédemment annoncés, présentent les profils bruts de quatre des 48 pièces ayant servies à l'élaboration du Tableau 3. Comme mentionné précédemment, ces profils ont été dilatés ou rétrécis afin d'obtenir un écart type unitaire. Ceci produit des profils de formes réelles et de rugosités (Ra) très similaires.

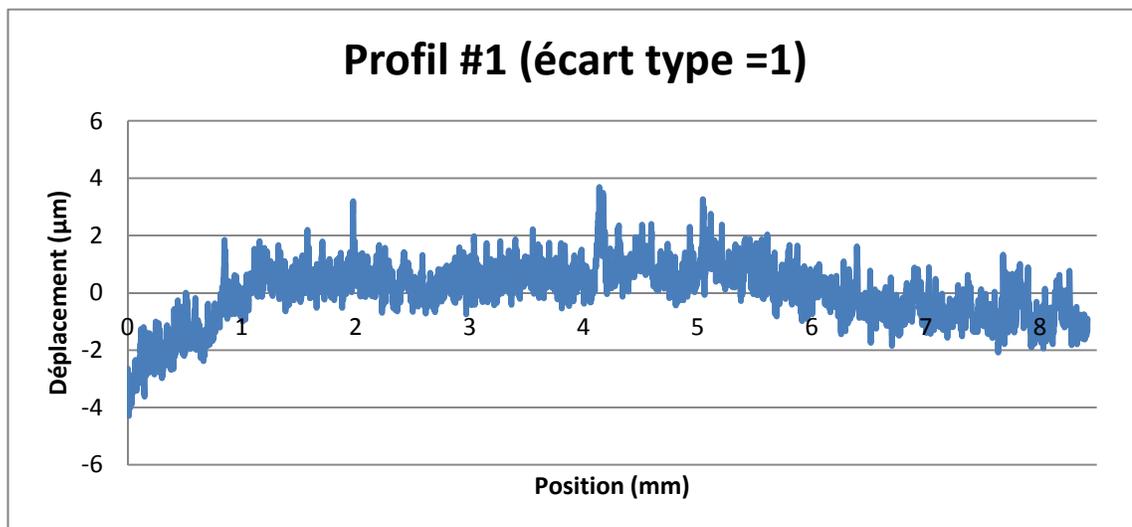


Figure 9 Profil #1 d'écart type = 1

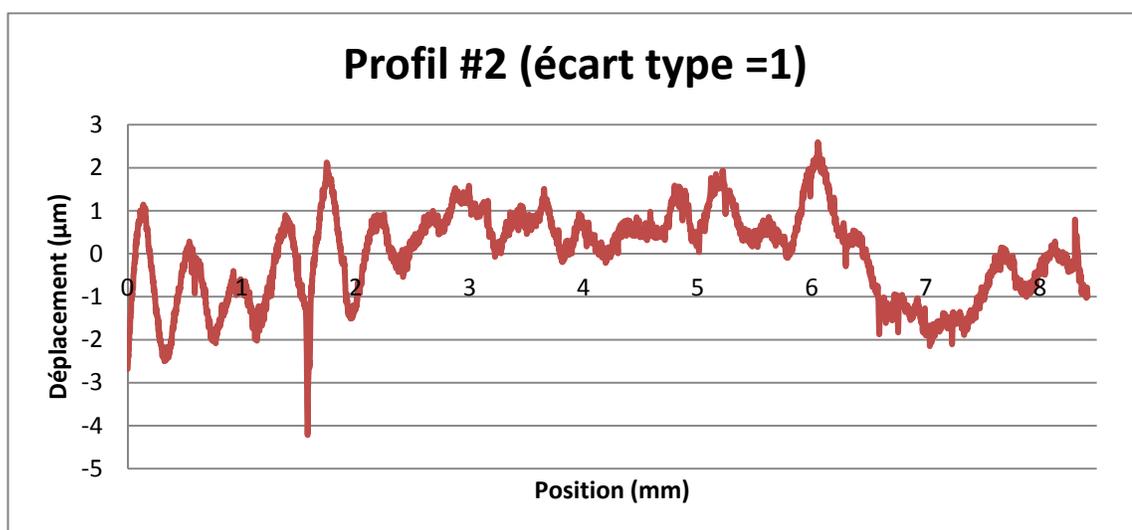


Figure 10 Profil #2 d'écart type = 1

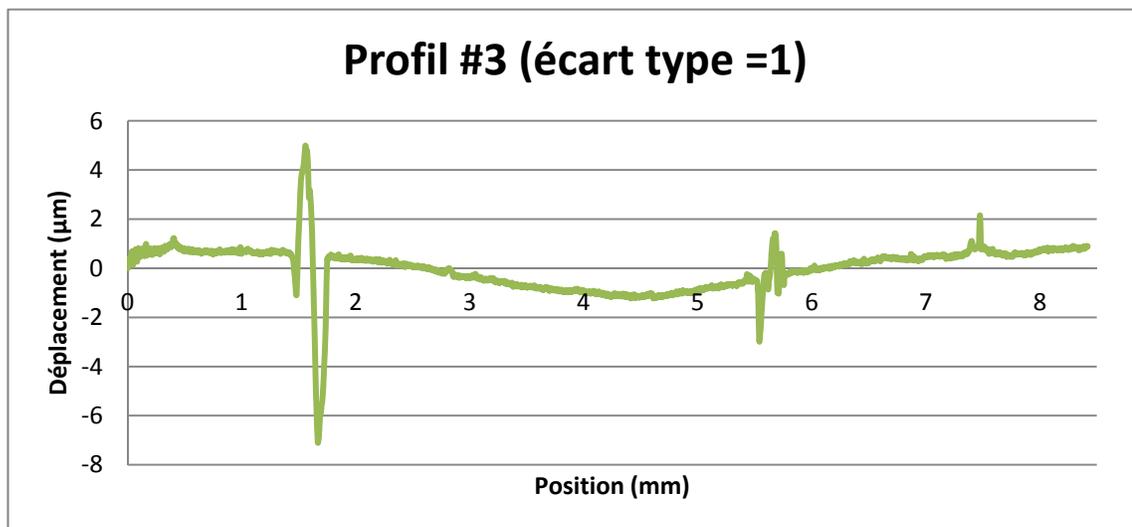


Figure 11 Profil #3 d'écart type = 1

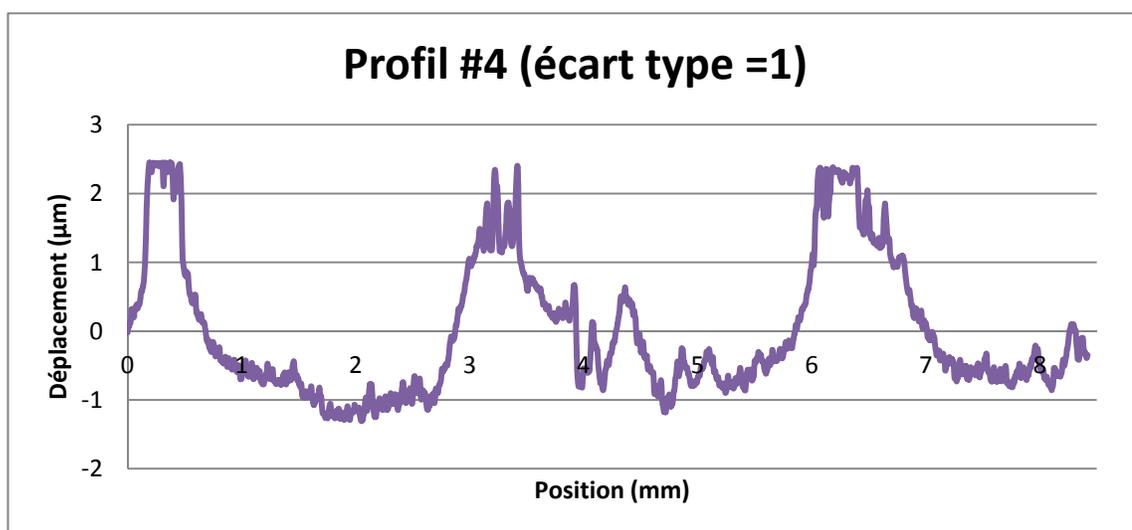


Figure 12 Profil #4 d'écart type = 1

Ne serait-ce qu'intuitivement, on se doute bien que ces quatre profils n'ont pas la même apparence lorsqu'observés à l'œil nu. Pourtant, ils ont exactement le même écart type et donc pratiquement le même indice de rugosité Ra . De là, il appert que certaines situations peuvent échapper à la simple mesure du Ra et que d'autres mesures pourraient aider à décrire de tels profils. On constate rapidement que pouvoir tenir compte des longues pointes et des oscillations pourrait déjà mieux distinguer ces pièces.

De façon plus analytique, Bhushan (Bhushan, 1999) présente cette idée de profils très différents, mais ayant le même indice de rugosité. Ces exemples font clairement ressortir les lacunes du Ra comme indicateur du fini de surface.

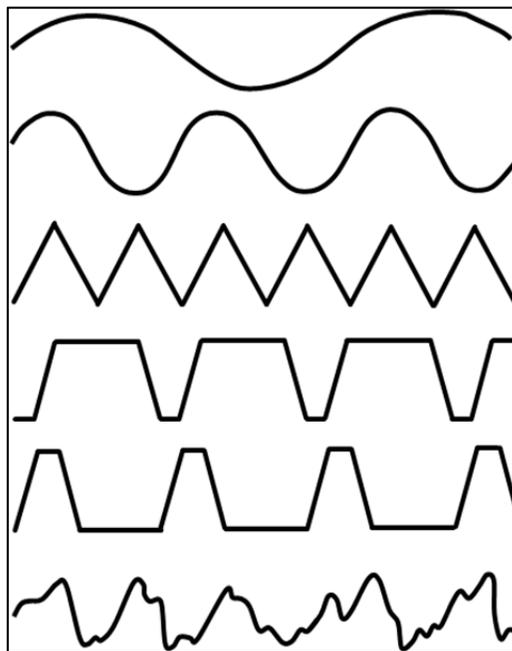


Figure 13 Profils variés (approximatifs) de même rugosité (Bhushan, 1999)

2.2.2 Lacunes de la rugosité comme indicateur du fini de surface

Toujours dans le but d'étudier les lacunes du Ra comme indicateur du fini de surface, il peut être intéressant de comparer la performance du rugosimètre avec celles d'autres instruments. Des chercheurs (Beer et al., 1992) fournissent certaines données comparatives; le Tableau 4 résume les données observées selon trois critères, soit la rugosité Ra (Profil), le LORIA et la distinction de l'image réfléchie (DOI).

Tableau 4 Données comparatives : profilomètre, LORIA et DOI

Surface	Profil (Ra , μm)	Loria	DOI
1	0.34	126	33
2	0.19	137	49
3	0.15	107	68
4	0.35	103	42
5	0.20	104	63
6	0.27	129	64
7	0.51	117	59
8	0.19	126	48

Pour débiter l'analyse des données de Beer (Beer et al., 1992), une analyse des corrélations entre les trois technologies permettra d'illustrer les liens entre ces données. Outre les coefficients de corrélation, les graphiques permettront aussi de détecter des relations non linéaires, s'il y a lieu. Par la suite, une analyse en composantes principales permettra encore de juger l'importance des liens entre les trois séries de résultats. Rappelons que l'ACP ne concerne toutefois que les relations linéaires. Pour débiter l'analyse, le graphique ci-dessous illustre les corrélations entre les trois indicateurs.

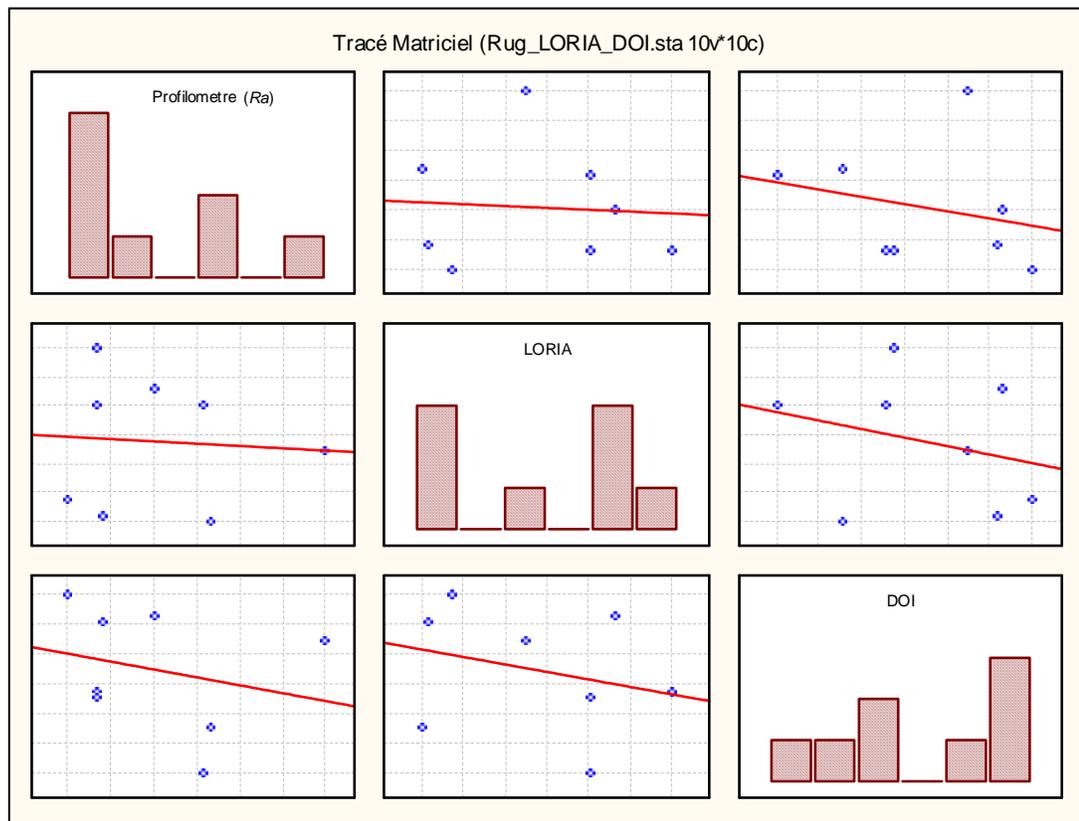


Figure 14 Corrélation entre profilomètre (*Ra*), LORIA et DOI

Ces résultats démontrent que les relations linéaires entre ces indices n'existent pas. À la limite, si les données du profilomètre n'étaient pas cohérentes avec celles des deux autres séries de mesures, cela serait un moindre mal, mais même les deux méthodes optiques ne semblent pas en accord. Le Tableau 5, dont les calculs proviennent des données du Tableau 4, confirme que les corrélations ne sont vraiment pas significatives au seuil conventionnel de 0.05. De plus, le « P-Value » représente la probabilité que la corrélation mesurée soit le fruit du hasard. Sauf exception, le seuil de 5% est retenu par convention. Ainsi, une valeur du « P-Value » doit être inférieure à 5% pour que le phénomène soit considéré significatif.

Tableau 5 Corrélation entre profilomètre, LORIA et DOI

	Profil	Loria	DOI
Profil	<i>Correlation</i>	-0.0711	-0.2564
	<i>P-Value</i>	0.8672	0.5398
Loria	-0.0711	<i>Correlation</i>	-0.2759
	0.8672	<i>P-Value</i>	0.5083
DOI	-0.2564	-0.2759	<i>Correlation</i>
	0.5398	0.5083	<i>P-Value</i>

Outre les corrélations des paires de variables, d'autres outils plus sophistiqués peuvent donner une meilleure vue d'ensemble du comportement des variables. Par exemple, une analyse en composantes principales peut fournir plus d'information à propos des relations entre les trois variables étudiées.

Analyse des relations entre les trois types de mesures (ACP)

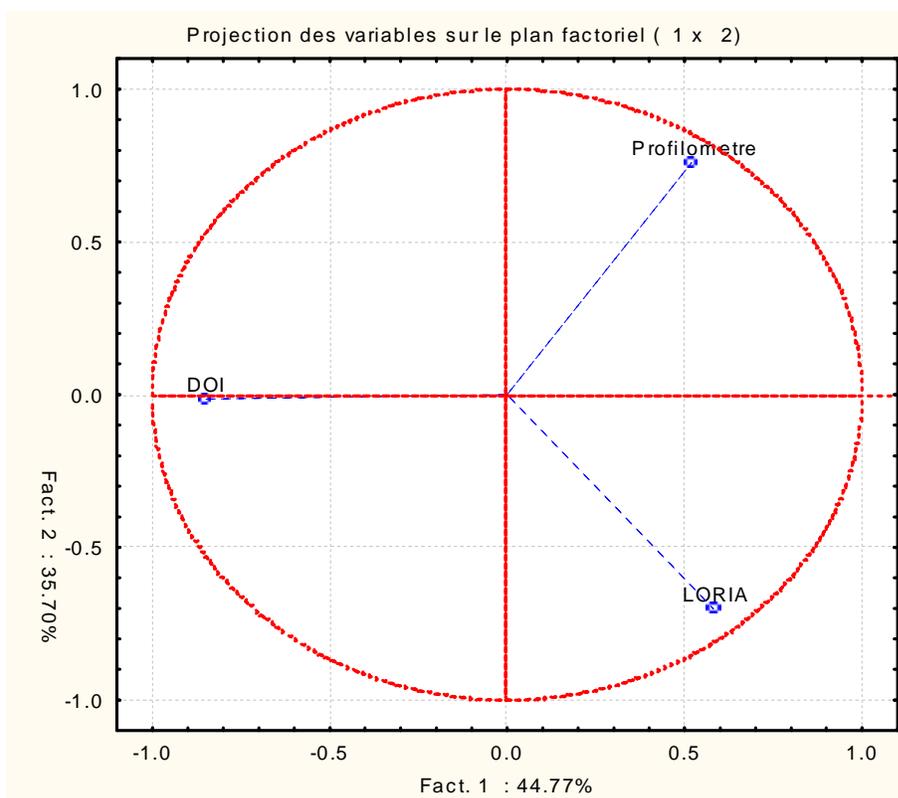
Une analyse en composantes principales permet d'illustrer la situation autrement. En utilisant le critère usuel des valeurs propres supérieures à un (signal plus fort que le bruit), le

Tableau 6 nous informe qu'on peut résumer 80.5% de l'information avec deux composantes.

Tableau 6 Valeurs propres – Rugosimètre (Ra), LORIA et DOI

Val. Propres (matrice de corrél.) et stat. associées (Rug_LORIA_DOI.sta)				
	Valeurs propres	% Total inertie	Cumul. V.P.	% Cumul. inertie
1	1.343	44.765	1.343	44.8
2	1.071	35.695	2.414	80.5
3	0.586	19.539	3.000	100.0

Il est intéressant de tracer la projection des variables sur les deux axes principaux.

**Figure 15 Deux premières composantes de l'ACP : Profilomètre, LORIA et DOI**

Dans ce genre de graphique, le degré de parallélisme entre deux variables représente des corrélations. Des angles aigus entre deux droites correspondent à une corrélation positive, alors que des angles obtus représentent des corrélations négatives. L'indépendance s'illustre par des angles droits.

On peut affirmer que le rugosimètre est probablement l'appareil le plus accessible, que le DOI est le plus populaire des appareils optiques alors que le LORIA est le plus coûteux. Il est probable que le LORIA soit aussi le plus représentatif. Si c'est le cas, comme il fait presque qu'un angle droit (environ 100°) avec le rugosimètre, il faut conclure que le rugosimètre a une valeur inférieure, du moins pour les mesures présentées dans le tableau précédent. Quant à la relation entre le LORIA et le DOI, sans faire un angle à 180° , car ceci représenterait une parfaite corrélation négative, un angle obtus existe cependant (environ 125°). La même constatation peut toutefois être faite entre le DOI et le profilomètre. Peut-être que ces trois critères sont complémentaires pour des conditions ou des caractéristiques différentes.

2.2.3 Résumé des faits saillants

Pour conclure cette partie, résumons les faits saillants. Nous savons que l'industrie automobile désire accélérer l'introduction de pièces en composites dans ses véhicules pour plusieurs motifs, dont la diminution du poids et la réduction qui s'en suit dans la consommation en carburant. À cette fin, il est nécessaire d'améliorer, entre autres, le fini de surface des pièces produites. Compte tenu du niveau des connaissances théoriques actuelles, l'approche empirique des plans d'expériences est une option intéressante. Toutefois, cette méthode nécessite d'avoir une réponse fiable et reproductible. Cette mesure de la réponse crée un problème, car la méthode la plus représentative de l'œil humain demeure l'inspection visuelle par du personnel qualifié.

Cette stratégie est toutefois critiquée, compte tenu de ses aspects subjectifs, parce qu'elle est plus difficilement reproductible d'un laboratoire à l'autre.

D'un autre côté, les appareils de mesure ont aussi leurs problèmes. Il existe des appareils très coûteux qui peuvent offrir des performances intéressantes, mais qui nécessitent souvent des efforts importants de calibration pour bien s'adapter aux conditions spécifiques concernées. Il y a aussi des équipements dédiés qui ne sont utilisés que pour des conditions bien précises (réfléchissement par exemple), mais qui ne permettent pas de caractériser un fini de surface dans son ensemble. Puis, finalement, il y a les rugosimètres. Ils sont bien connus dans le domaine du génie et aussi très accessibles. Par contre, les résultats fournis ne concordent pas toujours (sinon pas souvent) avec la perception de l'œil humain. Comme un rugosimètre mesure précisément les variations de hauteur sur la surface à évaluer et qu'il utilise ensuite ces données très fines pour générer des valeurs moyennes, il est permis de penser qu'il serait possible de mieux utiliser cette information et d'en retirer de l'information pertinente représentative du fini de surface. S'il était possible de relier des jugements d'experts à des données de rugosité pour élaborer une relation statistique, il deviendrait alors possible de n'utiliser que les données de rugosité avec un traitement approprié afin de bien chiffrer la qualité du fini de surface et cette relation pour évaluer objectivement, de façon reproductible et communicables à d'autres, la qualité du fini de surface. Cette façon de faire pourrait devenir très prisée par la communauté industrielle.

2.3 Hypothèses et questions de recherche

Cette partie présente les hypothèses scientifiques et les questions de recherche auxquelles des réponses devront être apportées au cours du développement à venir. Dans un premier temps, les hypothèses seront exposées. Ensuite, des questions spécifiques seront posées pour aiguiller la suite des travaux de cette recherche.

2.3.1 Hypothèses fondamentales

Seulement trois hypothèses fondamentales sont présentées dans cette section. Elles se positionnent au-dessus des questions de recherche, car ces dernières s'appuient souvent sur ces hypothèses.

Hypothèse 1

L'hypothèse la plus fondamentale consiste à soutenir qu'une bonne partie de l'information nécessaire pour caractériser le fini de surface est comprise dans le relevé dimensionnel (résultats bruts de rugosité). Comme mentionné en introduction, cette méthode de caractérisation du fini de surface a été critiquée dans le passé.

On suppose donc que c'est la méthode de calcul des indicateurs de rugosité (moyenne arithmétique, moyenne quadratique, etc.), qui voile une partie de l'information pertinente pour caractériser le fini de surface. Toutes ces méthodes de calcul se résument à une moyenne de valeurs calculées principalement de deux ou trois façons différentes. On soupçonne que ce niveau de synthèse ou de simplification des données perde trop d'information pour caractériser un fini de surface. Pourtant, une masse importante d'information est saisie lors de la prise de mesure. Il n'est pas rare d'obtenir les variations de hauteur à chaque micron (10^{-6} m).

Hypothèse 2

Une fois l'hypothèse fondamentale précédente acceptée, il s'agit maintenant de supposer que le profil brut, très riche d'information, peut être caractérisé de différentes façons, donc caractérisé multidimensionnellement. Ceci suppose, tel qu'examiné dans la revue de la littérature, que la complexité d'un profil brut peut difficilement être résumée dans une seule statistique.

En réfléchissant ainsi, nous pensons que des statistiques relativement simples et complémentaires puissent contenir une grande partie de l'information du profil brut. Plusieurs disciplines pourront servir d'inspiration pour retenir des statistiques (statistiques descriptives, séries chronologiques, analyse du signal).

Hypothèse 3

Parmi plusieurs statistiques différentes permettant de caractériser un profil brut, nous soupçonnons que certaines statistiques contiennent de l'information complémentaire, mais aussi une partie d'information redondante. On ne s'attend pas à avoir des caractéristiques entièrement indépendantes les unes des autres.

Ceci implique qu'un arbitrage sera nécessaire pour sélectionner les différentes variables de caractérisation à retenir. Il est donc important de considérer comment agréger les différentes statistiques de caractérisation.

2.3.2 Questions de recherche

Les questions de recherche sont séparées en deux groupes. Le premier contient des questions qui émanent de la présentation des trois ensembles de données utilisées (données de Beer (1992), l'ensemble de 48 pièces du petit moule thermique et l'ensemble de 18 pièces du gros moule thermique). L'autre groupe de questions est plus important du point de vue scientifique.

Premier groupe de questions de recherche

Le bloc des questions suivantes représente des préoccupations directement en lien avec les ensembles de données. En fait, ces questions relèvent plutôt du savoir-faire au niveau de l'analyse statistique. Toutefois, comme cette recherche vise aussi à stimuler l'utilisation d'outils statistiques, ces questions ont un lien avec des précautions plus pédagogiques. Les questions sont les suivantes :

- Est-ce possible de synthétiser les résultats des cinq critères visuels?
- Est-ce que les 18 pièces se distinguent les unes des autres?
- Est-ce possible de relier les évaluations visuelles avec les rugosités?
- Sur l'ensemble de 18 pièces, est-ce que les huit lignes échantillonnées sont similaires?

Deuxième groupe de questions de recherche

Dans ce second bloc de questions, nous retrouvons les questions à vocation plus scientifique. Les réponses à ces prochaines questions représentent des avancées intéressantes qui devraient avoir un impact sur de futures recherches. Les questions de recherche de ce bloc sont les suivantes :

- Est-ce que les mesures ayant différents seuils de coupure fréquentielle contiennent la même information?
- Si les seuils de coupure fréquentielle standards ne contiennent pas la même information, lesquels devrait-on utiliser?
- Est-ce que le *Ra* présente des lacunes pour caractériser un fini de surface?
- Est-ce possible de retirer plus d'information que le *Ra* d'un profil brut?
- Parmi toutes les statistiques calculées, lesquelles devraient être utilisées industriellement?
- Quels sont les avantages d'utiliser un rugosimètre sans le *Ra*?
- Est-ce possible d'utiliser les profils bruts mesurés par un rugosimètre pour caractériser des finis de surface?
- Existe-t-il un lien entre les différents types de défauts et les statistiques de caractérisation proposées?

3 MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE

Dans l'ensemble, ce projet poursuit une démarche empirique d'optimisation du fini de surface de pièces en composite fabriquées par le procédé RTM. Comme mentionné précédemment, l'optimisation empirique exige une réponse mesurable et représentative de la caractéristique à optimiser. La méthodologie de recherche retenue se décompose en deux parties et s'appuie sur des données différentes. Un survol de ces deux parties suit immédiatement alors qu'une présentation détaillée des données, de l'appareillage, des modes opératoires et des méthodes statistiques utilisées suivra.

La première partie concerne la méthodologie en lien avec le développement d'une méthodologie de caractérisation du fini de surface à partir des données brutes d'un profil fourni par un rugosimètre. Du profil brut, plusieurs statistiques seront calculées et une analyse en composantes principales permettra de révéler les variables redondantes et celles étant complémentaires. L'intérêt est de déterminer quelles variables retenir pour caractériser le fini de surface. Le développement de la méthode de caractérisation proposée s'appuie sur un ensemble de 48 pièces et sera aussi validée sur des données externes.

La deuxième partie aborde la méthodologie utilisée pour l'optimisation empirique du fini de surface par l'entremise d'un plan d'expérience statistique. Cette dernière partie comporte plusieurs analyses, car l'ensemble de 18 pièces est accompagné du plan d'expérience, d'une analyse visuelle en cinq critères et de plusieurs données de rugosité (différents seuils de coupure fréquentielle). Une analyse étudiera les liens entre les cinq critères visuels, une autre scrutera les liens entre les différentes données de rugosité, puis une dernière tentera d'établir un lien entre les résultats visuels et ceux de rugosité.

L'optimisation du plan d'expérience en utilisant différentes réponses (visuelle, rugosité, etc.) terminera cette section.

3.1 Ensemble de 48 pièces - Caractérisation du fini de surface

Pour le développement de la méthodologie de caractérisation du fini de surface, un ensemble de 48 pièces a été utilisé. Les sections suivantes présentent le matériel, l'appareillage et les méthodes utilisés pour la fabrication et la mesure des données.

3.1.1 Matériel expérimental

Les 48 pièces utilisées sont des plaques faites de renfort de fibre de verre et de résine de polyester insaturé ayant les dimensions suivantes : 300 mm x 85 mm x 3.81 mm. Voici les détails à propos du matériel utilisé.

La résine utilisée est une résine de polyester insaturé, Scott Bader PD9551. Le renfort est un tissu de fibres de verres trois couches (F3P glass fiber preforms), avec voile de surface. Sur la Figure 16, on reconnaît facilement le côté (dessous) où la projection des fibres a débuté. On distingue facilement le patron du grillage de retenue des fibres projetées.

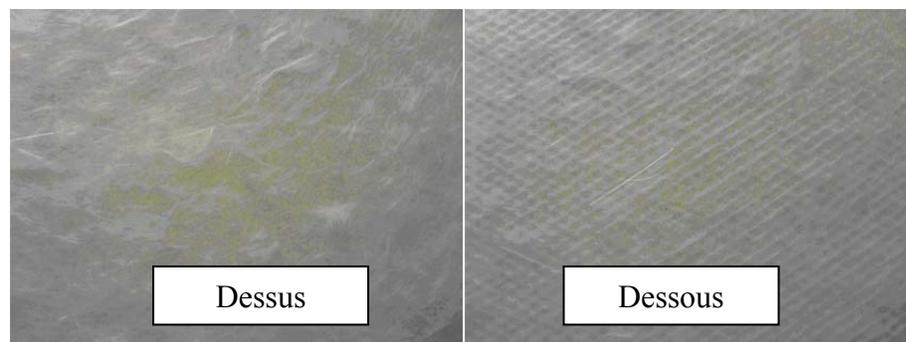


Figure 16 Deux côtés du renfort

L'accélérateur est le NL-49P d'Akzo Nobel (cobalt (II) 2-éthylhexanoate, à 1% de Co). Le catalyseur est le Trigonox 93 d'Akzo Nobel (tert-butyl peroxybenzoate). L'agent démoulant, étalé au papier doux en faible quantité sur le moule, est une simple couche de Fremkote 700 NC. L'agent anti-retrait, soit le LPA, est le Scott Bader PD9419 (PVAc + PMMA). Il faut mentionner ici que cet agent démoulant était déjà mélangé à un des deux pots de résine; l'autre pot en avait une quantité moindre, mais dans les deux cas, les quantités étaient inconnues. C'est donc en utilisant une résine ou l'autre ou une proportion des deux que la quantité d'agent anti-retrait était variée. La charge est du carbonate de calcium, l'Omya cars 5.

3.1.2 Fabrication des échantillons

Les pièces ont été fabriquées dans un moule en aluminium destiné aux travaux de recherche. La Figure 17 présente une photographie de ce moule :



Figure 17 Moule thermique – École Polytechnique de Montréal

Facteurs et plages expérimentales

Le Tableau 7 présente les limites des facteurs de fabrication. En fait, toutes les pièces ont été fabriquées à l'intérieur de ces plages, mais selon différentes combinaisons.

Tableau 7 Plage des facteurs de fabrication

	LPA	Charge	P_inj	T_moule	Grad_T	Catal	T_res
	(% de la résine A)	(% de masse)	(psi)	(C)	(C)	(% de masse)	(C)
Min	0	30	70	90	0	1	30
Max	100	50	90	110	20	3	40

Rappelons que LPA indique le pourcentage d'un des deux pots de résine, que Charge représente la proportion de charge dans le mélange, que P_inj est la pression d'injection, que T_moule est la température du moule, que Grad_T indique la présence d'un gradient de température entre les deux côtés du moule, que Catal est le pourcentage de catalyseur et que T_res est la température de la résine.

Bien que l'appareillage ait induit du bruit dans les données, par exemple la régulation trop lente du contrôle de la température des deux parties du moule, ce qui a empêché d'obtenir des résultats concluants, les 48 pièces fabriquées avec ce moule proviennent de l'assemblage de plans factoriels fractionnaires. Les 48 essais peuvent être ventilés comme suit : 32 essais en provenance d'un plan de type 2^{7-2} , 4 points centraux et 12 points axiaux, soit 2 points axiaux, tronqués à -1 ou +1, pour les six derniers retenus à la dernière phase. Même si ce plan n'a pas été concluant, il a tout de même généré 48 pièces couvrant une grande diversité de finis de surface.

3.1.3 Mesure des échantillons

Une fois les pièces fabriquées, elles ont été mesurées à l'aide d'un rugosimètre. Les deux prochaines sections présentent l'appareillage et le mode opératoire ayant été utilisé pour prendre les mesures.

Équipement

L'appareillage utilisé est un rugosimètre de marque Mitutoyo, modèle SJ-400 monté sur une table de mesure et accompagné du logiciel SURFPAK-SJ. La Figure 18 présente une photographique de cet appareil :



Figure 18 Rugosimètre

Mode opératoire

Le mode opératoire a été défini pour rencontrer la plus grande diversité des finis de surface. Les 48 pièces utilisées présentent différents défauts à différents endroits. Parmi les défauts, mentionnons : des ondulations, des aspérités, des taches mates et des déformations locales. Comme ces défauts se présentaient sans patron prévisible, nous avons décidé d'échantillonner, pour chaque pièce, l'endroit où le fini de surface semblait le meilleur et l'endroit où cette même pièce semblait démontrer le pire fini de surface. Ainsi, les 48 pièces ont généré 96 échantillons de fini de surface très variés. Cela permet d'obtenir un échantillonnage important sur un grand continuum de fini de surface. Notons que les mesures ayant la mention « 3 » sont associées aux meilleures zones alors que celles ayant la mention « 4 » sont associées aux zones démontrant le moins beau fini de surface. En guise d'information, les données « 1 » et « 2 » ont la même signification, mais pour le revers de la pièce; ces dernières mesures n'ont toutefois pas été retenues dans cette étude, entre autres parce que certaines avaient un fini de surface de très mauvaise qualité et que les 96 données obtenues préalablement couvraient déjà une large gamme de finis de surface.

Comme les mesures ne visaient pas à distinguer des ondulations sur les pièces, mais bien les plus petits défauts mesurables, une petite longueur d'échantillonnage a été choisie à 8.42 mm. Avec un incrément longitudinal de 0.0016 mm, on a obtenu 5 263 points échantillonnés par profil. La vitesse d'échantillonnage était de 1 mm/s. La norme utilisée était la ISO4287 : 1997. Il est bien de se rappeler qu'en n'utilisant que les données du profil brut, le choix d'une norme pour définir le seuil de coupure fréquentielle, qui sert au calcul du Ra, n'est plus nécessaire.

3.1.4 Statistiques pour la caractérisation du fini de surface

Comme mentionné dans la littérature, l'évaluation du fini de surface est difficilement mesurable objectivement avec des appareils. Bien que des appareils puissent mesurer plusieurs détails d'un profil (profilomètre), les résumés numériques en résultant (Ra, Rrms, etc.) ne sont pas nécessairement représentatifs de l'évaluation visuelle.

L'hypothèse de base soutenue de cette thèse est qu'il est possible d'utiliser les données définissant le profil détaillé pour en retirer suffisamment d'information afin de mieux caractériser le fini de surface de la pièce échantillonnée. On soupçonne qu'il pourrait être avantageux d'utiliser simultanément plusieurs variables en lien avec les caractéristiques du profil (analyse multidimensionnelle) pour atteindre ce but. Les sous-sections suivantes présentent les différentes variables explicatives retenues.

Définition des variables

Pour chacune des 48 pièces et pour chacune des séries de mesures (3 et 4), nous cumulerons toutes les statistiques ayant été jugées susceptibles d'être utiles pour la caractérisation du fini de surface. Voici la liste de ces variables et une définition sommaire de chacune :

- Erreur standard : écart type d'une statistique, $\sigma/n^{1/2}$;
- Médiane : valeur au centre d'une série de données ordonnées;
- Écart-type : indicateur de variabilité, $s = \sqrt{s^2} = \hat{\sigma}$;
- Variance : indicateur de variabilité, $s^2 = \hat{\sigma}^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \bar{y})^2}{n-1}$;
- Coefficient d'asymétrie : «skewness», indicateur d'un manque de symétrie des données par rapport à la moyenne, $\gamma = \frac{E(y_i - \bar{y})^3}{\sigma^3}$;

- Coefficient d'aplatissement : «kurtosis», indicateur de concentration des données complémentaire à la variance, $k = \frac{E(y_i - \bar{y})^4}{\sigma^4}$;
- Minimum : valeur minimale, $\min(y_i)$, $i = 1, \dots, n$;
- Maximum : valeur maximale, $\max(y_i)$, $i = 1, \dots, n$;
- Étendue : plage couverte par les données, $R = [\max(y_i) - \min(y_i)]$, $i = 1, \dots, n$;
- Longueur des segments du profil : indicateur de variabilité, somme des longueurs des segments entre chacun des points;
- Niveau global d'énergie : indicateur de variabilité, $E = \sum_{i=1}^n y_i^2$;
- Niveau maximum d'autocorrélation (non standardisé) ($Y_{X=0}$) : indicateur de l'intensité de l'autocorrélation, du manque d'indépendance, entre deux points successifs;
- Nombre des premiers points autocorrélés positivement : indicateur de la quantité de points s'alignant dans une même tendance.

Du premier coup d'œil sur ces indicateurs, on constate que certains sont intimement liés. Par exemple, L'erreur standard, l'écart type et la variance. L'énergie globale du signal est aussi en lien avec la variance. On sait aussi qu'avec un maximum et un minimum importants, l'étendue sera aussi de grande amplitude. L'intérêt de garder tous ces indicateurs pour l'instant est de pouvoir vérifier quel sous-ensemble de ces indicateurs est le mieux adapté aux besoins. Par exemple, même si la variance est fortement en lien avec l'écart type, il existe une relation non linéaire entre les deux et le fait de garder ces deux indicateurs dans les prochaines analyses laisse la chance de trouver lequel des deux comportements sera le plus utile.

Avant de pouvoir calculer ces statistiques à partir des profils bruts, on sait qu'un traitement préliminaire s'impose, car les défauts de forme doivent être retirés. Même si un certain soin est pris pour maintenir les pièces dans une position horizontale durant la prise de mesure, on comprend que les échantillons des profils, étant saisis sur de petites longueurs relativement à la longueur totale de la pièce, qu'il soit possible que ceux-ci aient parfois une légère inclinaison. Comme certaines pièces sont légèrement courbées, courbure résultant des contraintes résiduelles qui apparaissent suite au refroidissement de la pièce. Quelquefois, ce phénomène est accentué par la méthode de décollage de la pièce du moule. (Une pièce encore chaude peut garder une courbure lorsque forcée avec un coin de démoulage). Il est donc fréquent d'obtenir des profils inclinés. L'exemple suivant est typique :

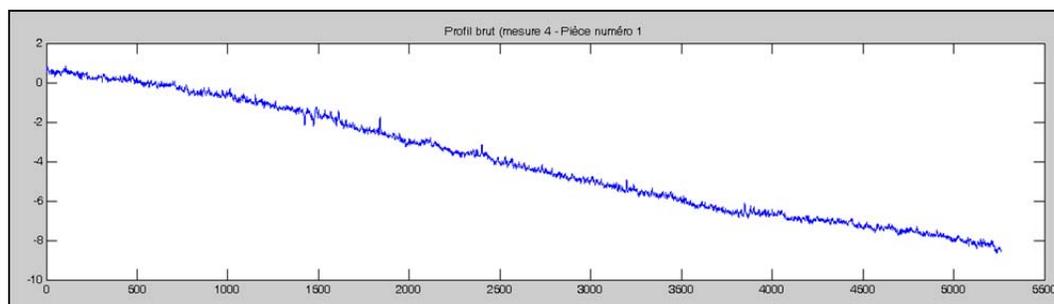


Figure 19 Exemple de profil incliné

Un tel profil induit des complications lors des analyses statistiques; par exemple, en mesurant les écarts entre les points et la moyenne générale, on obtient d'importantes différences aux extrémités et des variations sensiblement de moindre envergure vers le centre. Ceci pourrait laisser penser que les extrémités sont de moins bonne qualité, ce qui ne semble pourtant pas le cas dans l'exemple présenté ci-dessus.

Il est donc avantageux de remettre les profils de niveau, ce qui peut se réaliser facilement par l'entremise d'un polynôme du premier degré. En fait, en soustrayant un polynôme du premier degré, ajusté par la méthode des moindres carrés, du profil brut, on obtient le profil redressé. Par contre, cela ne règle pas tous les problèmes. Quand une pièce est légèrement courbée, à cause des paramètres de fabrication ou de la méthode de démoulage, on peut obtenir des problèmes similaires à ceux mentionnés précédemment lorsqu'on soustrait les hauteurs des profils à la valeur moyenne. Voici un tel exemple de profil courbé :

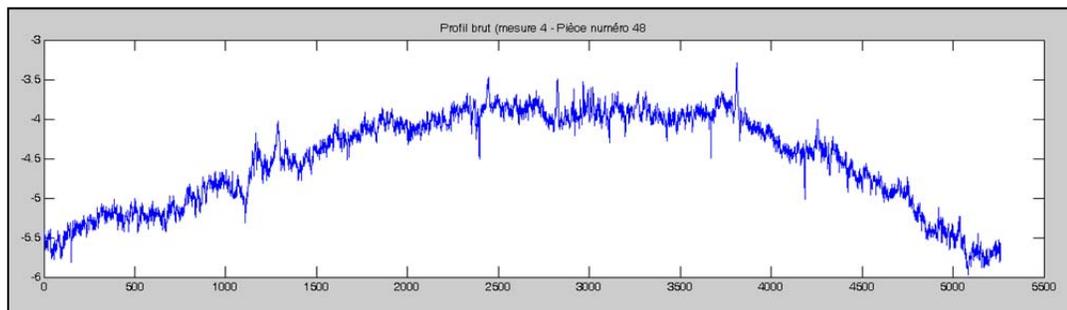


Figure 20 Exemple de pièce courbée

Dans ce dernier cas, il est nécessaire de redresser le profil afin de faciliter les analyses statistiques. Il existe plusieurs outils mathématiques pour retirer des formes d'onde longue d'un profil. Il est d'ailleurs intéressant d'observer la similarité entre les profils utilisés dans cette étude et les méthodes utilisées en analyse des signaux. Nous établissons un certain parallèle et certains outils utilisés seront empruntés à la théorie du traitement de signal.

Lissage et nivelage des profils bruts

Afin de niveler et de redresser les profils, les polynômes présentent plusieurs avantages. Il est ainsi très facile de retirer autant une composante moyenne (pour obtenir une moyenne nulle), une composante linéaire (pour obtenir un profil de niveau) qu'une composante de degré supérieur (pour redresser un profil curviligne). Ainsi, même si un polynôme du deuxième degré est un excellent point de départ, il faut savoir que les courbures mesurées ne sont pas toujours paraboliques. Voici deux exemples de profils non paraboliques :

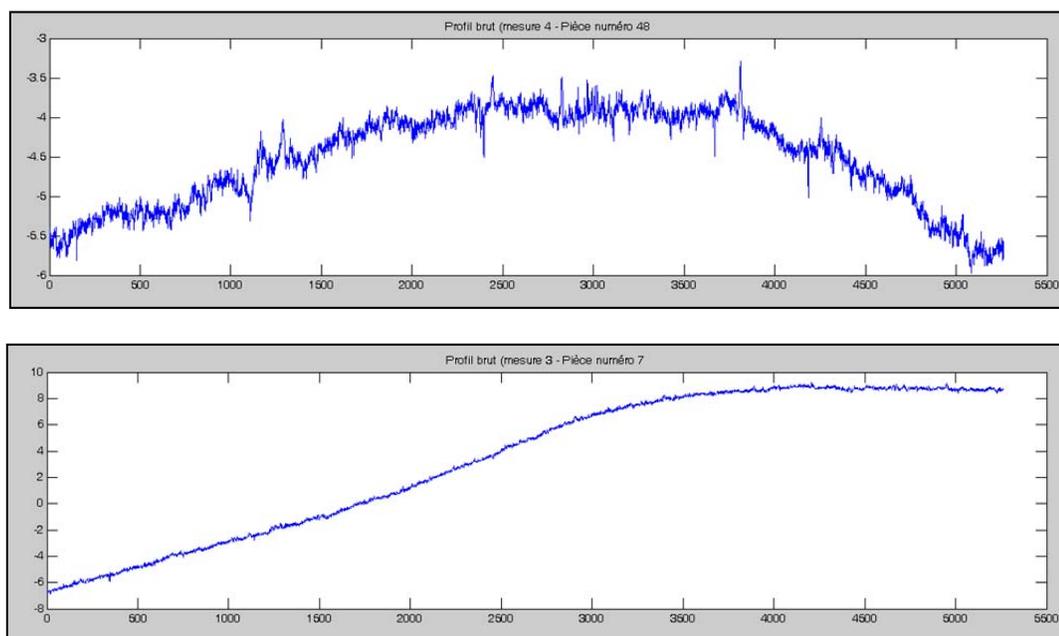


Figure 21 Exemples de profils non paraboliques

Donc, dans ces conditions, il devient nécessaire d'employer un polynôme de degré supérieur à deux. DeBolt (Debolt, 2004) a utilisé un polynôme de degré 4 pour retirer

les défauts de forme. Il sera donc nécessaire d'élaborer une méthode pour déterminer le degré du polynôme à utiliser pour la phase préliminaire de redressement.

Méthodes statistiques

On se doute que certaines des variables calculées pourront contenir une certaine redondance d'information. Donc, plutôt que de maintenir toutes ces variables, il est avant tout préférable d'étudier leurs comportements mutuels. Plusieurs traitements statistiques permettront de faire ressortir les faits saillants de l'information contenue dans ces statistiques. Ce traitement nous fera cheminer vers le choix des meilleures variables à retenir pour caractériser un fini de surface.

La première analyse en sera une de corrélation entre chacune des variables. Cette dernière offrira une vue d'ensemble des relations entre toutes les variables. Par la suite, une analyse en composantes principales (ACP) dévoilera les similarités et les complémentarités entre les variables. De là, il sera possible de choisir lesquelles devront être retenues. À information égale, les statistiques les plus simples à calculer seront privilégiées.

Enfin, les principaux types de défauts observés seront recensés et une fois les statistiques de caractérisation choisies, une étude tentera de faire un lien entre les types de défauts et les variables de caractérisation.

3.2 Ensemble de 18 pièces – Analyse et optimisation

Le dernier ensemble de données est un héritage des travaux de recherche de M. Mohan Haider, ayant terminé son doctorat à l'Université McGill en 2005 sous la supervision des professeurs Pascal Hubert et Larry Lessard. Le partage des données expérimentales a été réalisé dans le contexte d'un programme de recherche commun, Auto21, et de certaines collaborations ponctuelles. Comme seulement une partie des données

amassées par M. Haider a été publiée, les présents travaux exploiteront plusieurs données restées orphelines et permettront d'appliquer un traitement statistique plus poussé sur les données déjà publiées.

Cet ensemble de données concerne l'analyse visuelle en cinq critères par un groupe d'experts et les mesures de rugosité selon cinq seuils de coupure fréquentielle de 18 pièces de 24 cm x 26 cm x 3.75 mm ayant été fabriquées selon un plan d'expérience.

3.2.1 Fabrication des échantillons

Ces pièces ont été fabriquées au laboratoire composite de l'Université McGill. Les sections suivantes rappellent le matériel, les équipements ainsi que les détails du plan d'expérience.

Matériel

Le matériel expérimental utilisé (renfort, résine, catalyseur, additif anti-retrait, agent démoulant) était le même que celui de l'ensemble de 48 pièces décrit précédemment.

Équipement

Pour produire des pièces d'une telle taille (24 cm x 26 cm), le moule métallique chauffé et refroidi par un système à l'eau, était introduit dans une presse hydraulique. La Figure 22 présente une photographie de ce moule thermique :

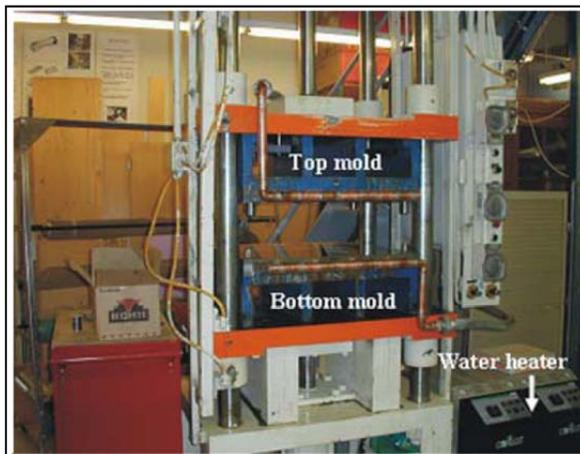


Figure 22 Moule thermique – Université McGill

Facteurs et plages expérimentales

Dans cette étude, six facteurs ont été retenus, soit : % LPA, % styrène ajouté, % charge ajoutée, temps de gel, pression d'injection et gradient de température. Mentionnons que % LPA représente le pourcentage d'agent anti-retrait (Low Profile Additive), que % styrène indique le pourcentage de styrène qui est ajouté au mélange, que % charge représente le pourcentage de charge inerte (talc) mélangé à la résine, que temps de gel représente le temps de gélification de la résine, ce qui est fonction de la quantité de catalyseur utilisée, que la pression représente la pression avec laquelle la résine est injectée dans le moule et que gradient de température spécifie la différence de température entre les deux parties du moule. Le Tableau 8 synthétise le domaine expérimental :

Tableau 8 Domaine expérimental

Paramètre	Minimum	Maximum
LPA (%)	5	20
Styrène (%)	0	8
Charge (%)	0	40
Temps de gel (min)	1	10
Gradient de température (C)	5	15
Pression d'injection (psi)	30	90

Plan d'expérience pour fabriquer les pièces de l'Université McGill

À partir du domaine expérimental précédemment défini, le plan d'expérience retenu a été le plan L18 avec les six facteurs à trois niveaux également espacés. Ce plan n'a pas été répété, ce qui implique que 18 pièces ont été fabriquées. Le Tableau 9 présente ce plan d'expérience. Notons, pour référence dans la suite de cette thèse, qu'une erreur fut commise dans l'application du plan L18. Les facteurs LPA et t_{gel} ne furent pas variés selon trois niveaux également espacés. Les trois valeurs de LPA auraient dû être 5, 12.5 et 20 plutôt que 5, 10 et 20 du Tableau 9. De même, les valeurs utilisées par t_{gel} furent 1, 3 et 10 alors qu'elles auraient dû être 1, 5.5 et 10. Cela a pour conséquence de compliquer l'interprétation des effets au moment de l'analyse.

Tableau 9 Plan des essais en variables naturelles

#	LPA	Styr	Charg	t_gel	Grad_T	Press
	(%)	(%)	(%)	(Min)	(C)	(psi)
1	5	0	0	1	5	30
2	5	4	20	3	10	60
3	5	8	40	10	15	90
4	10	0	0	3	10	90

5	10	4	20	10	15	30
6	10	8	40	1	5	60
7	20	0	20	1	15	60
8	20	4	40	3	5	90
9	20	8	0	10	10	30
10	5	0	40	10	10	60
11	5	4	0	1	15	90
12	5	8	20	3	5	30
13	10	0	20	10	5	90
14	10	4	40	1	10	30
15	10	8	0	3	15	60
16	20	0	40	3	15	30
17	20	4	0	10	5	60
18	20	8	20	1	10	90

À chacune des lignes de ce plan correspond une pièce fabriquée selon les réglages dictés par cette ligne. Pour chaque pièce fabriquée, plusieurs mesures ou évaluations ont été réalisées pour caractériser le fini de surface.

3.2.2 Évaluations visuelles

Un groupe d'experts a été formé pour réaliser l'analyse visuelle des 18 plaques. Ce groupe était composé de deux professeurs, d'un doctorant et d'un ingénieur de laboratoire. Pour débiter, des critères et une échelle ont été déterminés. Les cinq critères retenus sont les suivants :

- Lustre (capacité de réfléchir la lumière);
- Cavité (présence de petites cavités causées par des bulles);
- Rides (présence de petites crevasses);

- Ondulations (déformations de basse fréquence);
- Douceur (sensation tactile aveugle).

De ces cinq critères, une échelle relative a été définie afin d'évaluer multidimensionnellement la qualité de chaque plaque. L'échelle retenue a été la suivante :

Tableau 10 Échelle d'évaluation visuelle

Niveau	1	2	3	4	5	6	7
Évaluation	Pire	Très mauvaise	Mauvaise	Moyenne	Bonne	Très bonne	Meilleure

Le Tableau 11 présente les résultats de cette évaluation ayant été établie par consensus :

Tableau 11 Évaluations visuelles - Haider

Pièce	Lustre	Cavités	Rides	Ondulations	Douceur
1	1	1	1	3	1
2	1	2	2	4	2
3	2	2	2	4	3
4	5	4	4	6	6
5	6	6	5	6	6
6	6	6	6	5	7
7	4	5	5	6	6
8	5	5	6	6	6
9	4	5	4	6	5
10	1	3	2	3	2
11	1	3	2	3	2
12	1	3	2	2	2
13	6	5	6	5	6
14	6	5	6	6	6
15	5	4	5	5	5
16	7	6	6	6	7
17	5	5	5	5	5
18	6	6	6	6	6

3.2.3 Évaluation de la rugosité des pièces

Chacune des 18 pièces a été mesurée avec un rugosimètre et a aussi été évaluée visuellement. La méthode utilisée pour les mesures de rugosité sera décrite d'abord, puis celle utilisée pour les évaluations visuelles ensuite.

Appareillage

Le profilomètre utilisé était un Taylor Hobson Form Talysurf série 2. Le logiciel d'analyse de surface disponible avec ce profilomètre était le Ultra Finish.

Mode opératoire

Pour chaque plaque, huit mesures ont été prises. La longueur de chaque mesure a été définie à 100 mm, avec un taux d'échantillonnage et une vitesse de 1 mm/s et 1 000 points/s, respectivement. La distance entre deux lignes consécutives a été établie à 10 mm. Le patron des mesures de rugosité sur les plaques est illustré à la Figure 23.

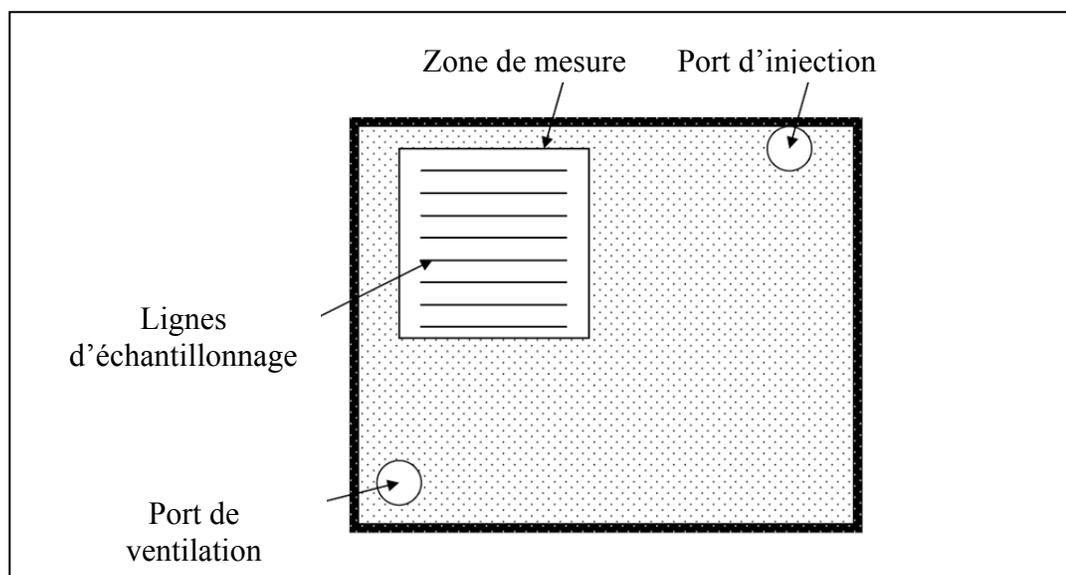


Figure 23 Patron de saisie des rugosités

Le logiciel Ultra Finish, disponible avec le profilomètre, a été employé pour calculer la rugosité moyenne, Ra.

La norme pour les mesures d'état de surface ISO 4287:96 a été respectée. La méthode d'analyse du balayage de surface consistait en un nivellement des données brutes avec le logiciel accompagnant le profilomètre afin de supprimer la courbure et l'inclinaison des effets du profil des données brutes.

Le logiciel permettait le calcul automatique de la rugosité conformément à différents seuils de coupure fréquentiel standards (appelée longueurs d'onde limite ou seuil de coupure fréquentielle, λ_c) de : 0.08, 0.25, 0.8, 2.5, 8 et 25 mm. Le calcul de rugosité est similaire à l'application d'un filtre sur les points de données. Les seuils de coupure correspondent à la coupure du filtre sous lequel les données du profil sont extraites pour obtenir la rugosité. En pratique, la suite de données est fractionnée en petites longueurs et les statistiques sont calculées sur chacun des segments. Le résultat s'obtient par la moyenne des sous-résultats de chaque segment de données.

En guise d'information, mentionnons que le rugosimètre utilisé pour mesurer l'ensemble de 18 pièces (Université McGill) fournissait les résultats selon la convention présentée dans le Tableau 12. Comme on peut le constater, la valeur du seuil standardisé correspond à la dernière valeur de la nomenclature utilisée.

Tableau 12 Seuils normalisés selon la nomenclature des résultats de rugosité

Seuil normalisé (mm)	Nomenclature utilisée
0.08	0.08 - 0.8
0.25	0.8 - 25
0.8	0.08 - 0.8
2.5	0.25 - 2.5
8	0.8 - 8
25	0.8 - 25

3.2.4 Traitement statistique des évaluations visuelles

Les évaluations visuelles seront analysées par l'entremise d'une analyse en composantes principales (ACP) pour tenter de réduire le nombre de dimensions des données. Une fois cette étape terminée, un algorithme de regroupements automatiques permettra de créer certains groupes démontrant une certaine homogénéité envers les variables de caractérisation.

3.2.5 Traitement statistique des mesures de rugosité

Pour les mesures de rugosité, une étude préliminaire de la variabilité des données sera entamée avec diagramme en boîte et moustaches. Ensuite, une analyse en composantes principales (ACP) permettra encore une fois d'étudier les relations entre les différentes variables, ici les seuils de coupure fréquentielle. Finalement, une analyse de la variance (ANAVAR) sur mesures répétées sera présentée afin de vérifier s'il y a des différences significatives entre les différents seuils de coupure fréquentielle.

3.2.6 Analyse du lien entre les analyses visuelles et la rugosité

Il sera intéressant d'étudier les liens entre les variables visuelles et celles de rugosité. Une première analyse des corrélations permettra d'illustrer les divers comportements. Comme chacune des deux familles de variables possède plusieurs dimensions, une analyse canonique des corrélations établira les divers liens entre les variables de chacune des familles.

3.2.7 Analyse du plan d'expérience

Comme un plan d'expérience est déjà associé à ces données, nous nous permettrons d'en faire une analyse en profondeur. Ce plan présente en effet plusieurs défis, dont la complexité de sa structure non explicite d'alias (corrélations entre les effets), un nombre d'effets supérieur au nombre d'essais et des réglages non équidistants. Tous ces points seront abordés et des solutions seront proposées, dont l'analyse des corrélations des effets, une fois explicités, et l'utilisation de la régression pas-à-pas pour estimer les coefficients.

Ceci conclut cette partie qui présentait les ensembles de données. C'est donc à partir des trois ensembles de données présentés dans ce chapitre (Beer, 48 pièces et 18 pièces) que les analyses subséquentes seront réalisées. On peut donc résumer les diverses analyses à effectuer sur les deux ensembles de données par l'entremise de la Figure 24 et de la Figure 25 .

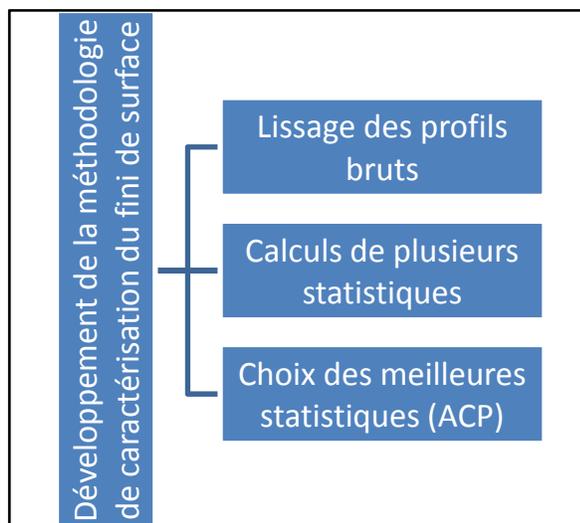


Figure 24 Traitements sur l'ensemble de 48 pièces

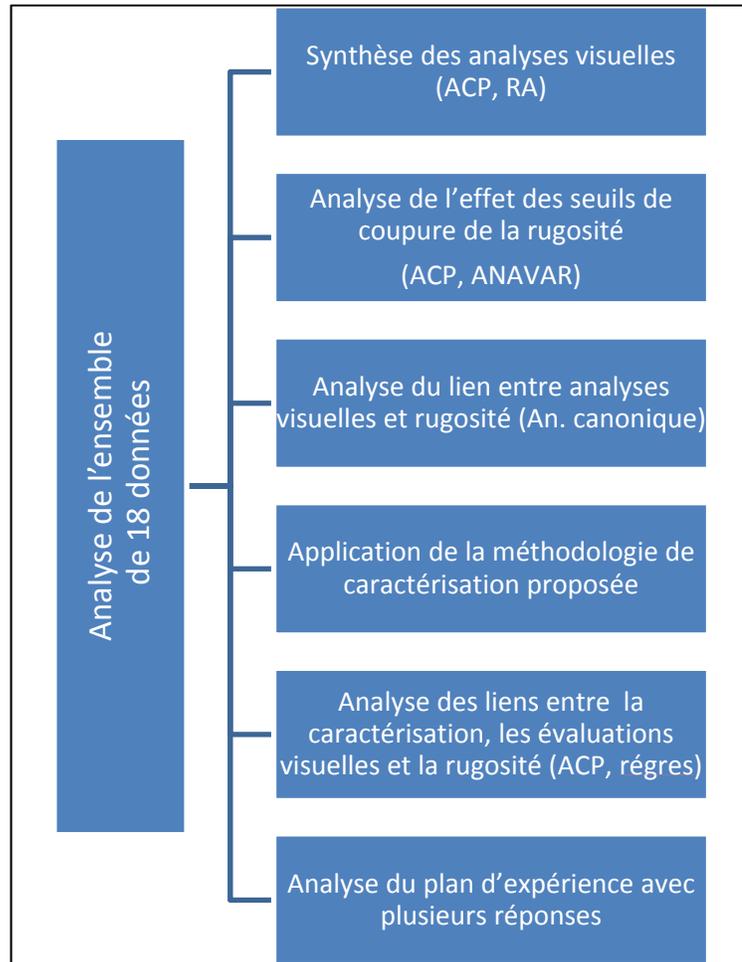


Figure 25 Traitements sur l'ensemble de 18 pièces

4 CALCUL PRÉLIMINAIRE DES STATISTIQUES

Ce chapitre comprend premièrement le développement d'une méthode de redressement des profils bruts. Comme mentionné précédemment, cette méthode de redressement est nécessaire pour retirer les défauts de formes, qui sont indépendants du fini de surface. Deuxièmement, une fois les profils bruts redressés, les 13 statistiques payant des origines de différentes disciplines sont calculées en vue de leur utilisation dans le chapitre 5 sur le développement d'une méthodologie de caractérisation du fini de surface.

4.1 Lissage et nivelage des profils bruts

Afin de niveler et de redresser les profils, les polynômes présentent plusieurs avantages. Il est ainsi très facile de retirer autant une composante moyenne (pour obtenir une moyenne nulle), une composante linéaire (pour obtenir un profil de niveau) qu'une composante de degré supérieur (pour redresser un profil curviligne). Évidemment, l'erreur la plus courante avec les polynômes est probablement d'en utiliser un ayant un degré trop élevé. À la limite, avec un polynôme ayant autant de termes qu'il y a de données, il est bien connu que le polynôme passera exactement par chacun des points. Toutefois, compte tenu que les profils échantillonnés possèdent 5 263 points chacun, cette dernière préoccupation devient plutôt théorique. Il faut tout de même s'assurer de ne pas retirer d'information désirable.

Après un certain nombre d'essais sur les cas extrêmes, un polynôme de degré 8 semble un bon choix. D'une part, il permet de redresser les profils et, d'autre part, il retire très peu d'information portant sur le matériel à analyser. Voici deux exemples :

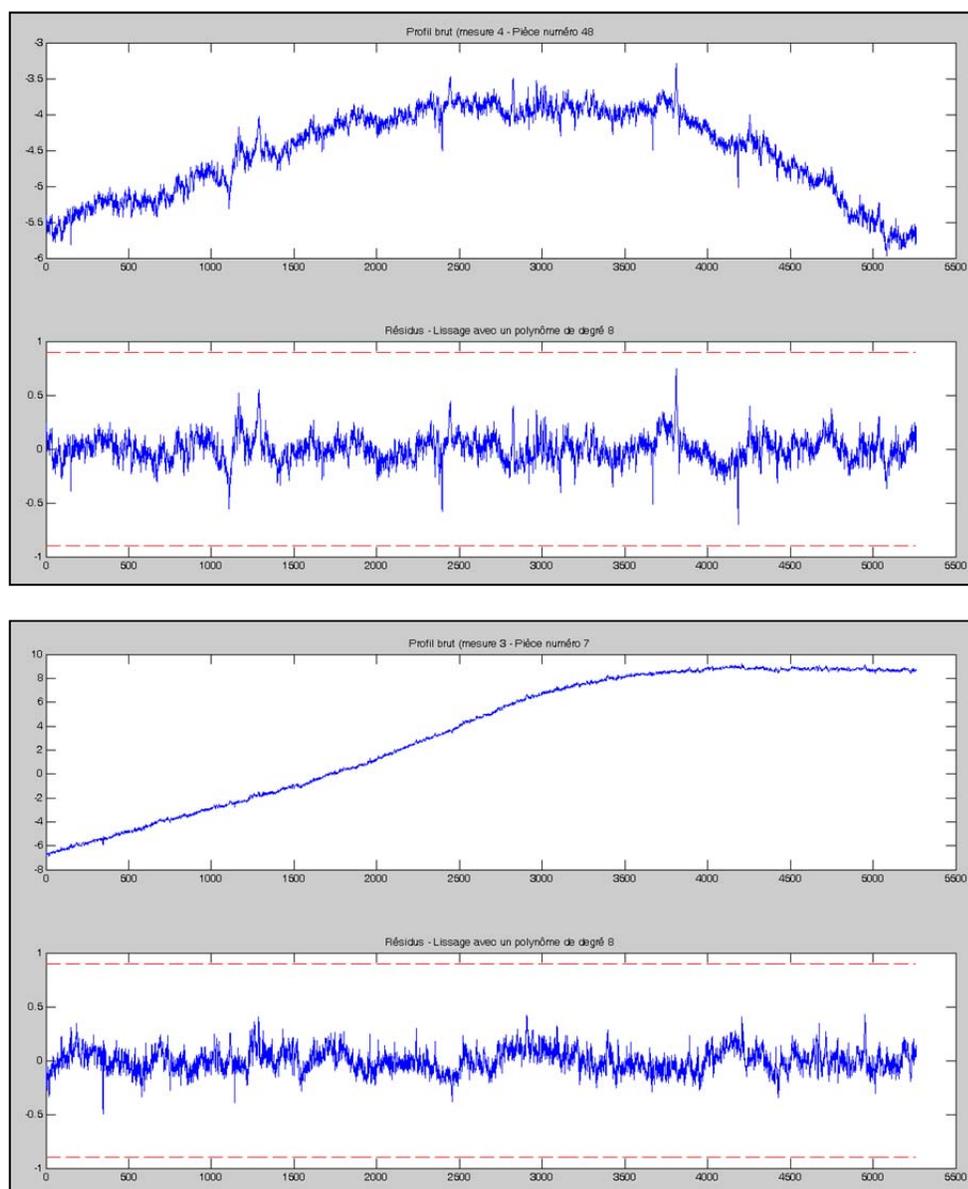


Figure 26 Exemples de profils nivelés et redressés

Pour chacun des deux cas présentés ci-dessus, deux graphiques permettent de voir l'effet du polynôme de redressement. Le graphique supérieur présente le profil brut alors que le profil inférieur présente le profil redressé. On remarque des changements d'échelle

importants dans les deux cas. D'ailleurs, sur le graphique inférieur de chaque cas, deux lignes pointillées rouges servent de repère à -1 et à +1. Un tel repère est pratique pour comparer des profils redressés.

Il est certain qu'un tel traitement de redressement engendre une certaine perte d'information, particulièrement en ce qui concerne les ondulations. Toutefois, ce problème est facilement identifiable à l'œil nu. De plus, des ondulations facilement perceptibles à l'œil nu devraient normalement imposer un rejet de la plupart des pièces. On peut donc accepter facilement cette perte d'information au profit d'avantages importants lors des analyses plus raffinées. Pour formaliser le dernier choix du polynôme de degré 8, il est possible de se donner un algorithme de décision pour choisir automatiquement le degré du polynôme de redressement.

4.2 Méthodologie de sélection du polynôme de redressement

Partant du fait que sur les profils bruts des pièces fabriquées, on retrouve des déformations dont on désire faire abstraction (courbure, ondulations), pour retirer ces formes, nous filtrons les données du profil. En pratique, un polynôme est ajusté aux données brutes et on soustrait les données de celles de l'approximation polynomiale, ce qui ne fournit que les déformations de hautes fréquences.

L'objectif est de déterminer une méthodologie permettant de choisir le degré du polynôme à utiliser. Comme il y a des milliers de données, on soupçonne que les premiers degrés du polynôme affectent considérablement la variance des données et qu'une asymptote se présente ensuite. La méthodologie proposée doit pouvoir déterminer le meilleur compromis entre la variance et le degré du polynôme.

La méthodologie proposée est la suivante :

À partir des données des profils bruts (x_i, y_i) , $i = 1, \dots, 5\,263$, on ajuste par moindres carrés un polynôme d'ordre n . Il est à remarquer que la valeur de n sera indexée jusqu'à une valeur prédéterminée par un critère d'arrêt objectif :

$$P_n(x) = \sum_{j=1}^n \beta_{j,n} x^j, \quad n = 1, 2, \dots \quad (2)$$

À partir du polynôme de redressement d'ordre n , on peut calculer les valeurs prédites aux coordonnées où les profils ont été mesurés :

$$\hat{P}_n(x) = \sum_{j=1}^n \hat{\beta}_{j,n} x^j \quad (3)$$

$$\hat{Y}_i = \hat{P}_n(x_i) \quad , \quad i = 1, \dots, 5\,263 \quad (4)$$

De là, on calcule les résidus, soit les différences entre les valeurs prédites et les mesures observées :

$$Z_n(x_i) = y_i - \hat{y}_i = \hat{P}_n(x_i) \quad , \quad i = 1, \dots, 5\,263 \quad (5)$$

La variable servant à mesurer l'impact du redressement est la variance des résidus :

$$V_n = \text{VAR}(Z_n) \quad (6)$$

Le critère d'arrêt peut être défini par la pente, calculée sur trois valeurs pour éviter les arrêts précoces. Dès que la pente, calculée ainsi, est inférieure à une petite valeur, par exemple 0.2, on arrête le processus.

En résumé, voici l'algorithme de sélection du degré du polynôme de redressement :

1. Utiliser le fichier des profils bruts
2. Indexer le degré du polynôme à $i = n$
 - a. Redresser les données par l'entremise d'un polynôme d'ordre n
 - b. Calculer la variance de chaque profil
 - c. Calculer les variances des profils ainsi ajustés
3. Tracer la courbe de l'évolution des variances en fonction du degré du polynôme
4. Déterminer le degré n avec le critère d'arrêt

En appliquant cette méthode au jeu de 48 données, la Figure 27 présente l'évolution des variances de chacun des profils en fonction du degré du polynôme de redressement.

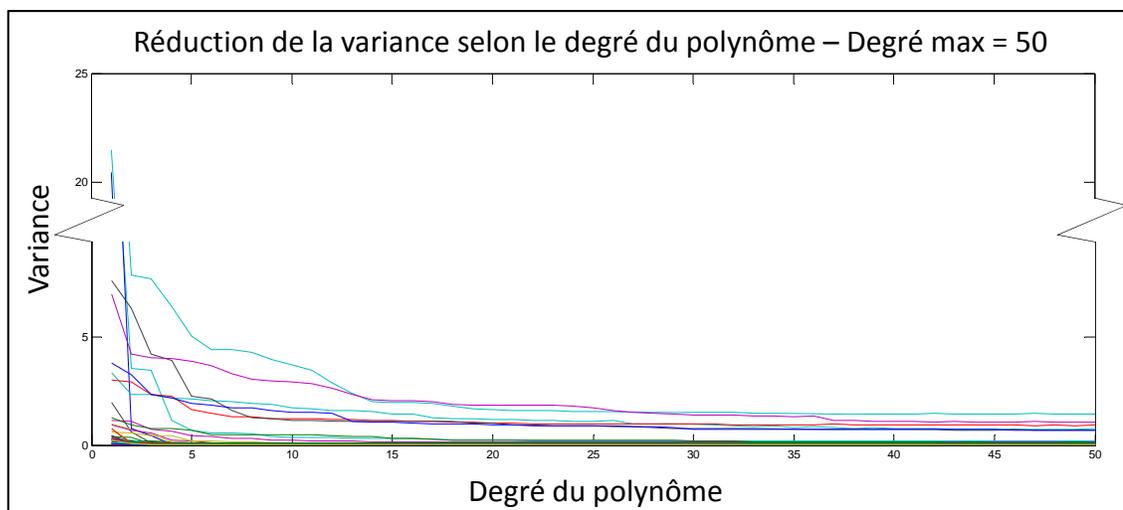


Figure 27 Réduction de la variance en fonction du degré du polynôme (n=50)

On remarque qu'une asymptote se stabilise assez rapidement. Afin de mieux voir les variations des pentes, un zoom sur les premiers degrés du polynôme est souhaitable.

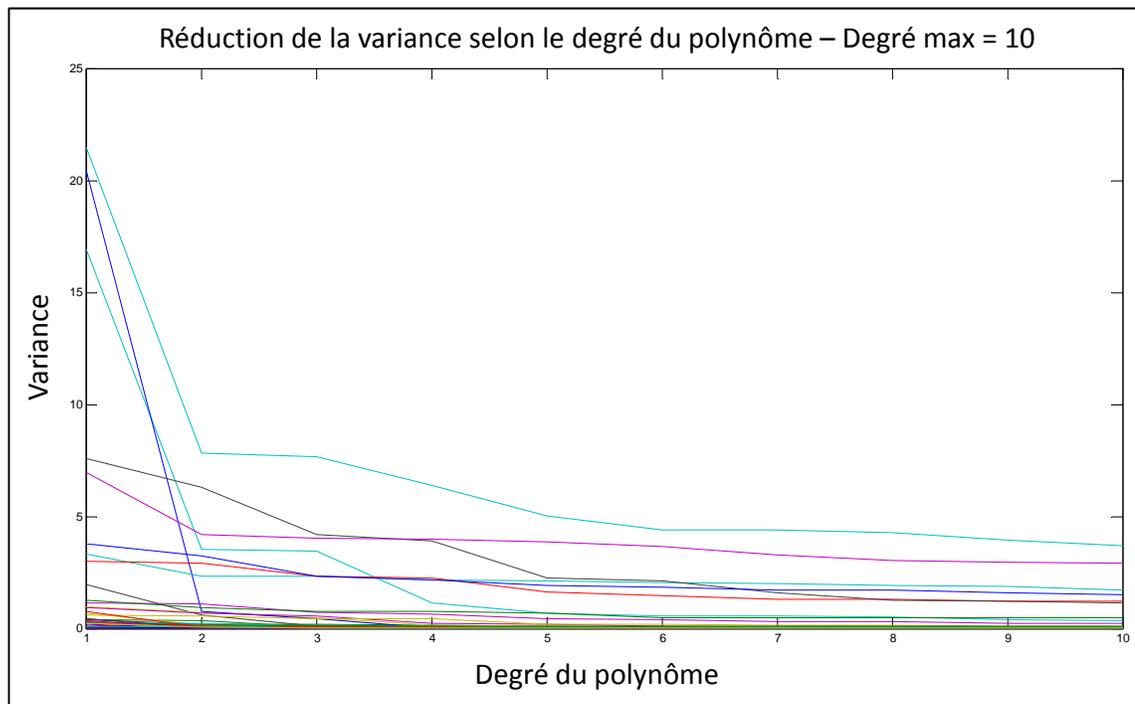


Figure 28 Réduction de la variance en fonction du degré du polynôme (n=10)

Sur les dix premiers degrés du polynôme, on remarque que la courbe ayant la quatrième valeur initiale supérieure descend jusqu'au huitième degré. Cette courbe est celle de la pièce #28.

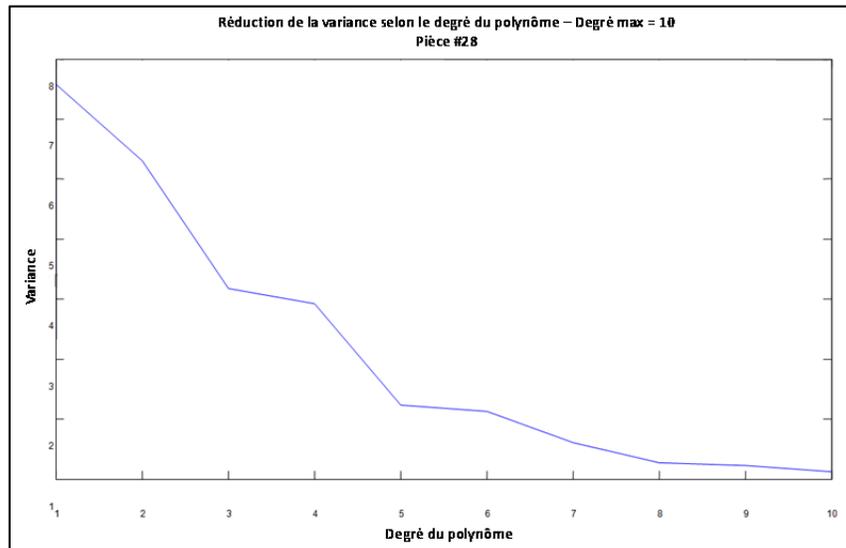


Figure 29 Réduction de la variance en fonction du degré du polynôme (pièce #28)

On peut s'interroger sur l'effet du degré du polynôme sur le profil, autant sur les meilleures pièces que sur les pires. La Figure 30 et la Figure 31 illustrent l'effet du polynôme du huitième degré sur les pièces extrêmes.

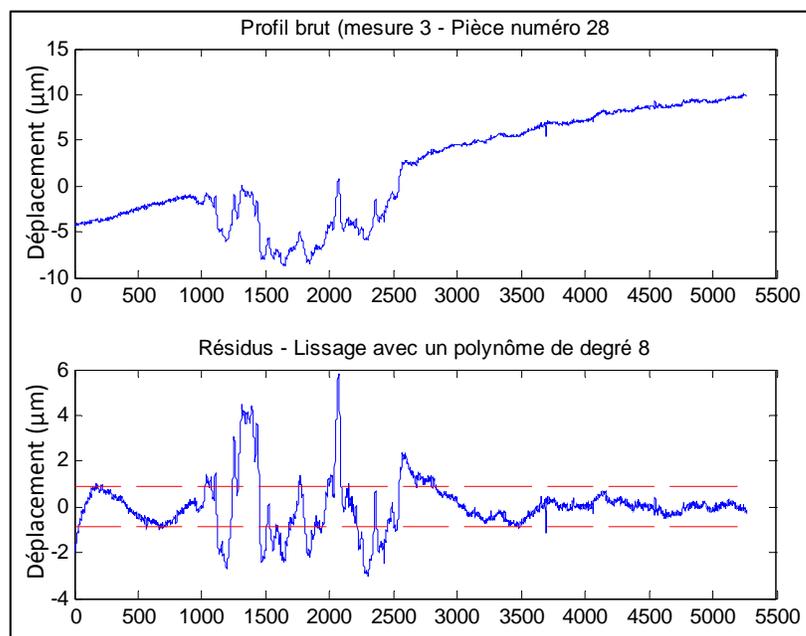


Figure 30 Redressement avec un polynôme de degré 8 – Mauvaise pièce

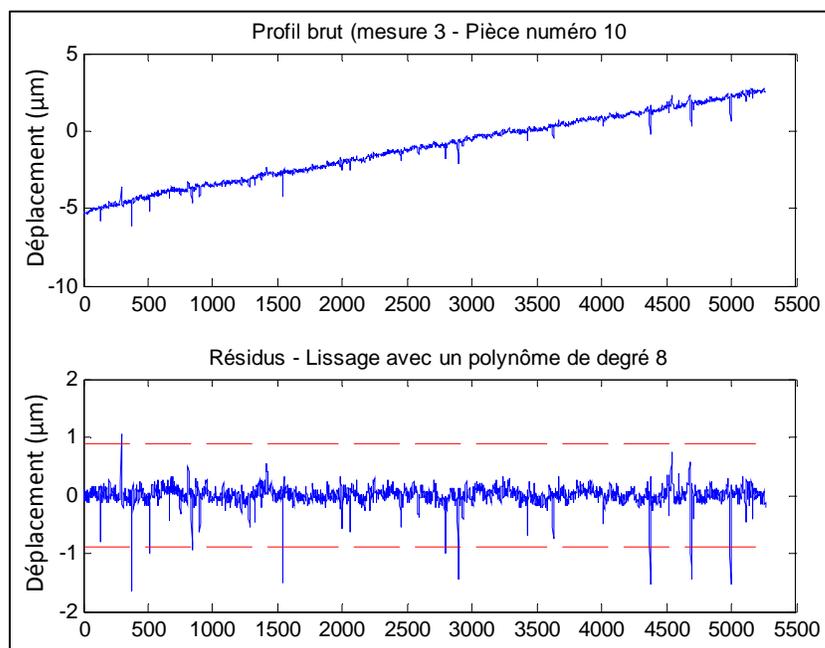


Figure 31 Redressement avec un polynôme de degré 8 – Belle pièce

Ainsi, autant pour la pire que pour la meilleure pièce, on obtient le résultat désiré, soit une courbe redressée démontrant clairement les défauts de surface. Il est aussi à remarquer que pour la meilleure pièce, même si un polynôme de degré un ou deux pourrait suffire, celui du huitième degré ne modifie pratiquement pas le fini de surface de haute fréquence. Ceci s'explique par le fait que les profils comprennent 5 263 données. De toute évidence, un polynôme du huitième degré est presque impuissant envers autant de variabilité au niveau des hautes fréquences.

Ainsi, les résidus entre les profils bruts et les polynômes de lissage de degré 8 représentent les données prêtes à analyser. Une fois ce prétraitement réalisé, plusieurs traitements peuvent être appliqués. Les statistiques calculées à partir des profils s'inspirent de différentes disciplines, comme le traitement de signal (analyse de Fourier, énergie), la statistique (variance, étendue, asymétrie, etc.) et les séries chronologiques (autocorrélation).

4.3 Calcul de la longueur des profils

La première statistique est la plus simple et la plus intuitive, soit la longueur des segments. En comparant les profils des pièces les plus lisses avec ceux des profils les plus rugueux, on remarque instantanément que les variations de hauteur, (μm), sont d'allures très différentes. Sur la Figure 32 et la Figure 33, la différence d'échelle en ordonnées est importante.

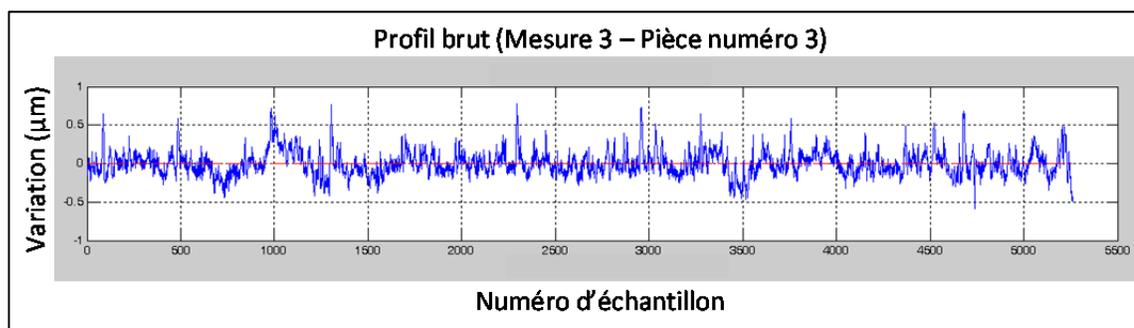


Figure 32 Exemple de profil d'une pièce plutôt lisse

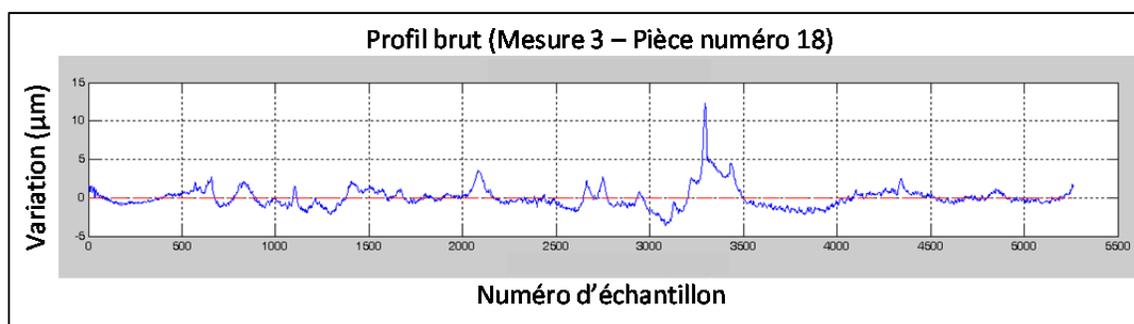


Figure 33 Exemple de profil d'une pièce plutôt rugueuse

Il est important de remarquer que les échelles sont sensiblement différentes. À la vue de telles différences, on peut facilement prendre comme hypothèse que la longueur du segment définissant un profil rugueux est plus grande que celle d'un profil lisse. À la

limite, un profil parfaitement lisse aurait une longueur de trait égale à la longueur échantillonnée alors qu'un profil très rugueux pourrait avoir une longueur nettement plus longue, une fois déplié, que la longueur échantillonnée. Pour quantifier cet aspect, on peut s'imaginer tendre la corde parcourant le profil. La Figure 34 illustre le principe de l'alignement des segments de profils.

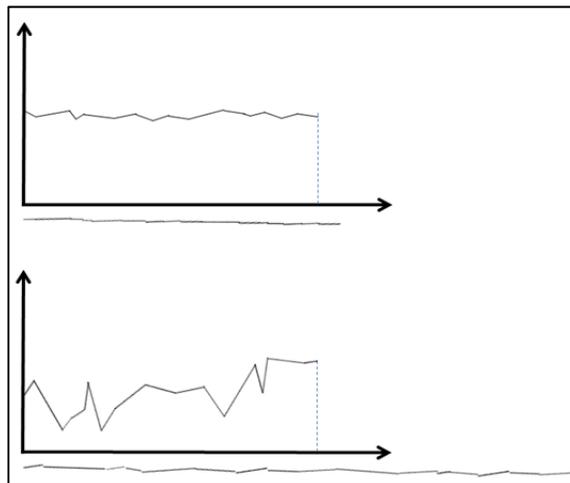


Figure 34 Exemple d'alignements des segments de profils

Ce premier indicateur du fini de surface sera calculé pour chaque échantillon. Toutefois, les attentes sont faibles envers cet indicateur, car on reconnaît que plusieurs profils différents peuvent avoir une longueur totale de ses segments assez semblable, même s'ils peuvent présenter des allures différentes.

4.4 Analyse fréquentielle

L'analyse fréquentielle permet de décomposer un signal complexe, composé de plusieurs sources oscillatoires et de bruit. La transformée de Fourier permet de faire ressortir les principales fréquences composant le signal complexe. Une telle analyse traduit un signal, ici un profil, du domaine du temps, ou encore ici de l'espace, dans le

domaine des fréquences. Souvent, le même signal représenté dans le domaine fréquentiel est beaucoup plus facile à interpréter.

4.5 Transformée de Fourier

La transformée de Fourier ayant déjà été mentionnée dans un article traitant le fini de surface de composites (Debolt, 2004) et étant un outil de base en analyse du signal, il nous a semblé important de la considérer. Sur des données discrètes, elle peut se mettre en œuvre aisément à l'aide de l'algorithme FFT (Fast Fourier Transform). Cet outil permet de révéler, s'il y a lieu, les fréquences répétitives qui se cachent dans le signal bruité. Voici quelques exemples d'analyses fréquentielles sur des profils de pièces :

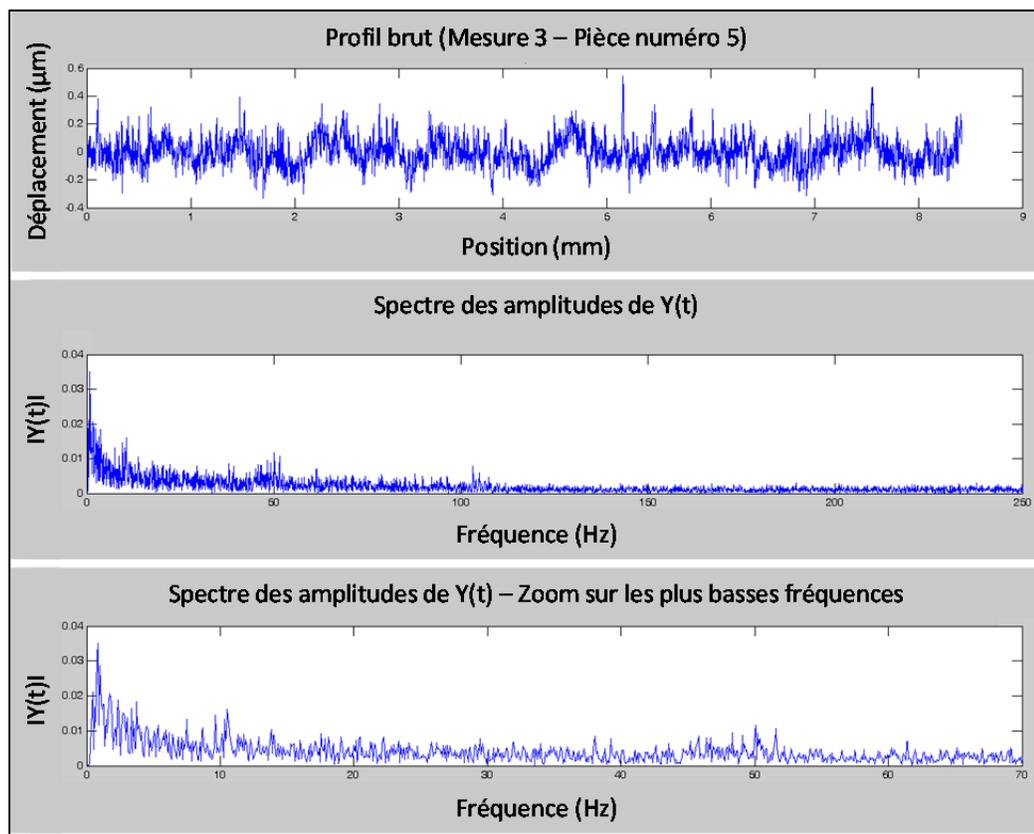


Figure 35 FFT-Exemple d'une pièce lisse

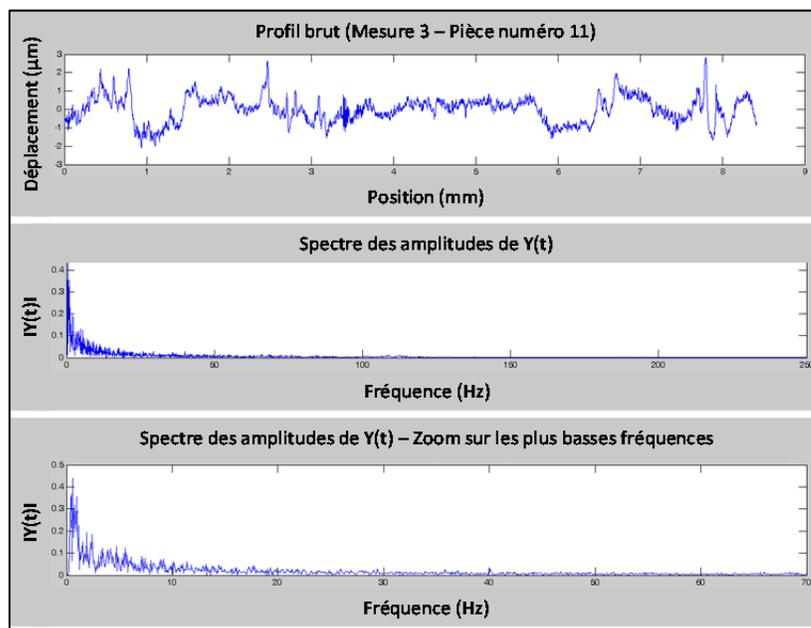


Figure 36 FFT-Exemple d'une pièce moyennement lisse

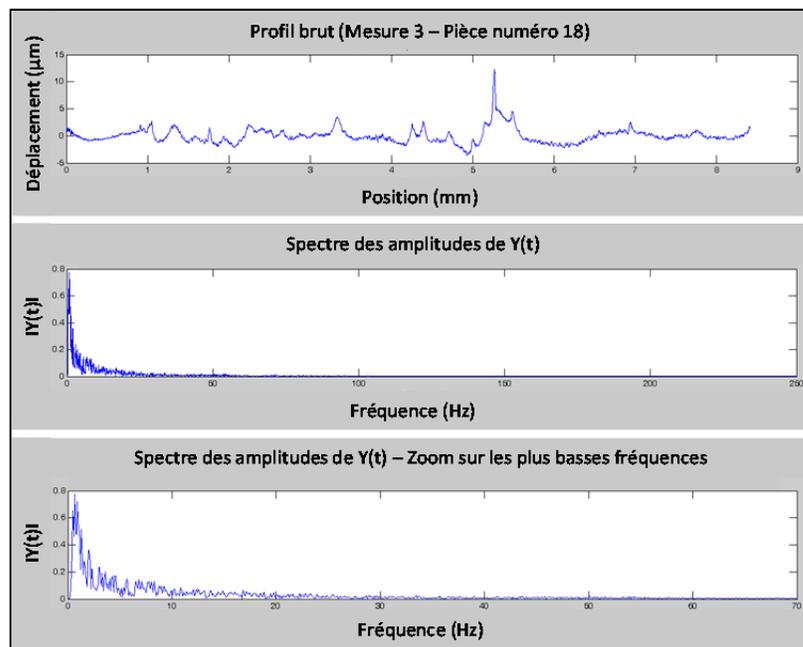


Figure 37 FFT-Exemple d'une pièce plutôt rugueuse

Avec les trois échantillons présentés ci-dessus, même si les profils sont assez différents, l'allure des courbes dans le domaine des fréquences ne semble pas un bon facteur discriminant. En fait, comme l'échelle et la courbure de la courbe des fréquences diffèrent, l'aire sous la courbe des fréquences, qui représente l'énergie totale en traitement de signal, pourrait peut-être être un meilleur indicateur.

4.6 Niveau global d'énergie

À partir d'un spectre de fréquences, on peut calculer son niveau global d'énergie (Thomas, 2002). À cette fin, il s'agit de faire la demi-somme du carré des amplitudes. La Figure 38 présente les niveaux globaux d'énergie pour les 48 pièces et pour les deux séries de mesures (mesures 3 et 4) :

Ce graphique semble plus expressif que les spectres de fréquence. Rappelons que les mesures de la série 3 concernent les meilleurs endroits de la pièce alors que les mesures de la série 4 portent sur les pires endroits des mêmes pièces. Il faut remarquer que les **échelles sont différentes** sur ces deux graphiques. Cette statistique semble donc un indicateur intéressant pour qualifier le fini de surface.

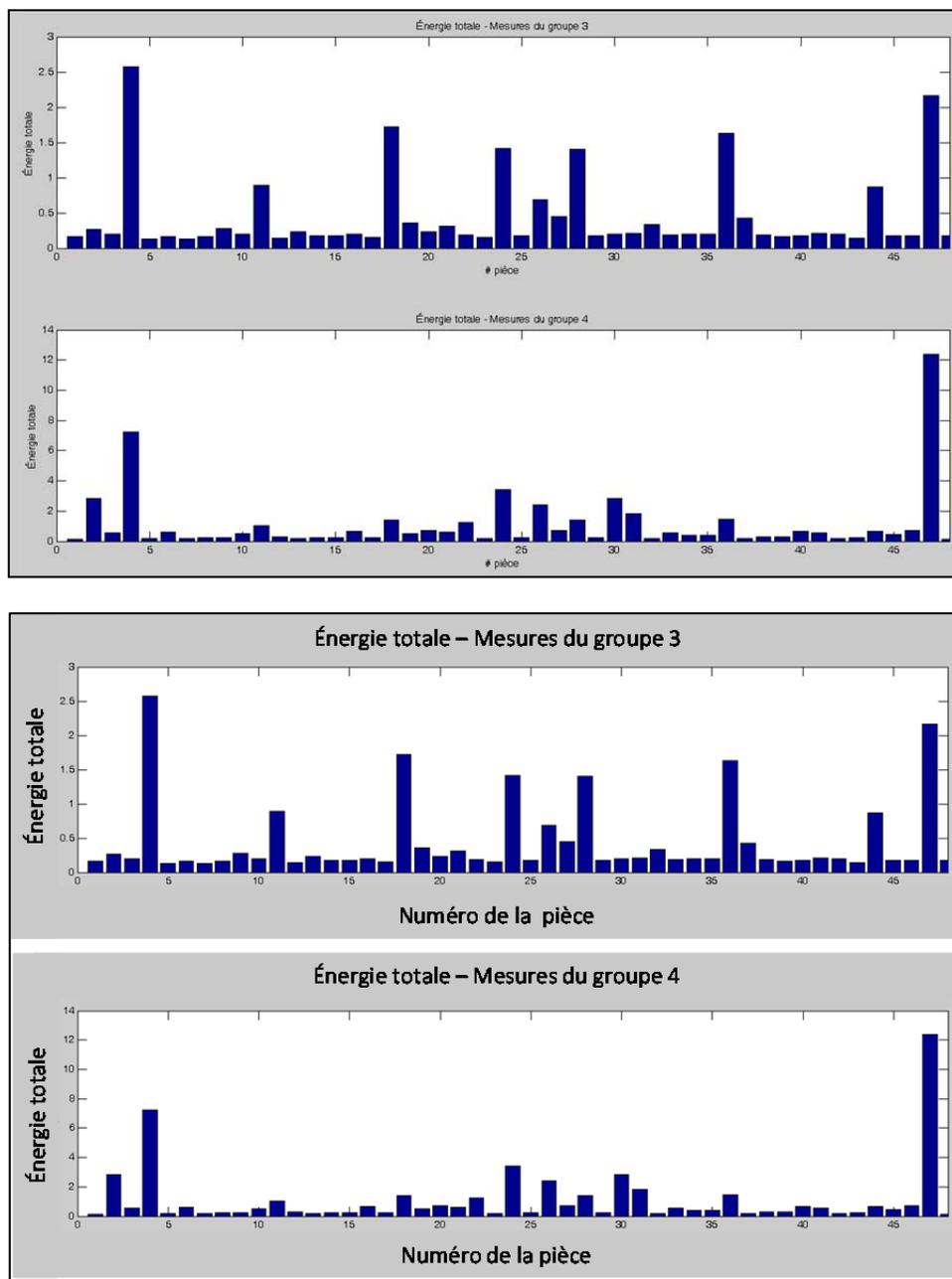


Figure 38 Niveau global d'énergie pour les deux séries de mesures de chaque pièce

4.7 Étude d'autocorrélation

Une autre considération pour qualifier le fini de surface concerne l'autocorrélation. Ce phénomène se constate lorsqu'il y a présence de corrélation entre les résidus adjacents du modèle. Dit autrement, le manque d'indépendance entre les résidus illustre le phénomène d'autocorrélation. Si on définit t comme étant l'indice de la mesure, y_t la mesure à la t -ième position sur les n données et \bar{y} la moyenne, nous pouvons exprimer la fonction autocorrélation comme suit :

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^{n-k} (y_t - \bar{y})^2} \quad (7)$$

Comme il a été observé très clairement sur les profils présentés antérieurement, les 5 263 points d'un profil ne sont pas statistiquement indépendants, mais présentent plutôt une forte autocorrélation. Cela signifie que lorsqu'on connaît la hauteur d'un point, il est fortement probable que son voisin soit assez près de lui. L'intensité de ce lien entre les points adjacents se mesure par l'autocorrélation.

Les trois graphiques ci-dessous présentent respectivement les cas d'une pièce plutôt lisse, d'une autre moyennement lisse et d'une dernière plutôt rugueuse. Les changements d'amplitude en ordonnée sont notables. Pour l'autocorrélation, les données non standardisées sont affichées pour éviter que le maximum soit unitaire dans les trois cas.

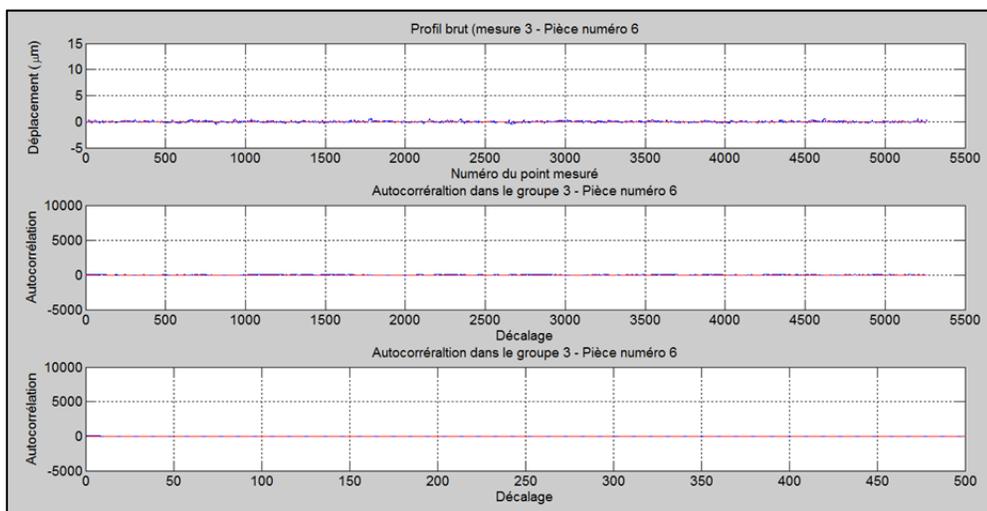


Figure 39 Exemple d'autocorrélation pour une pièce plutôt lisse

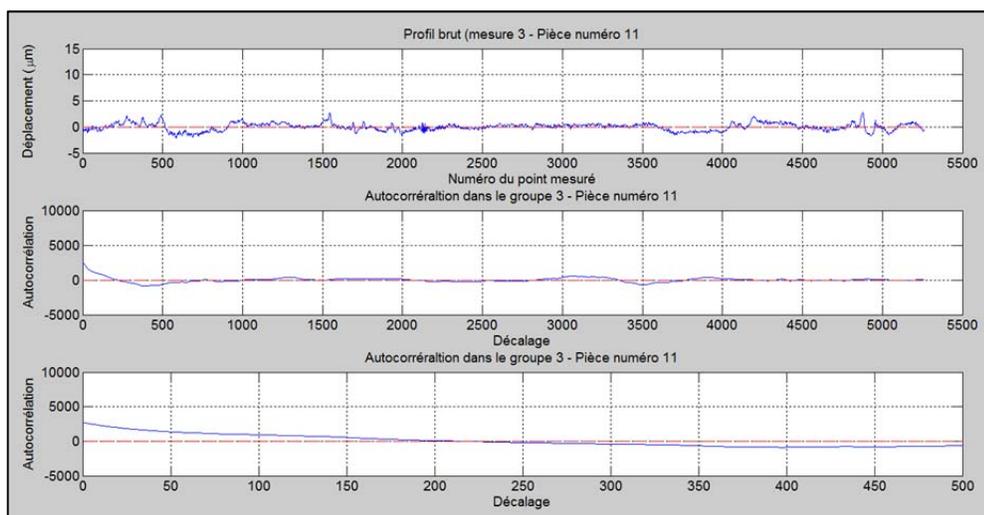


Figure 40 Exemple d'autocorrélation pour une pièce moyennement lisse

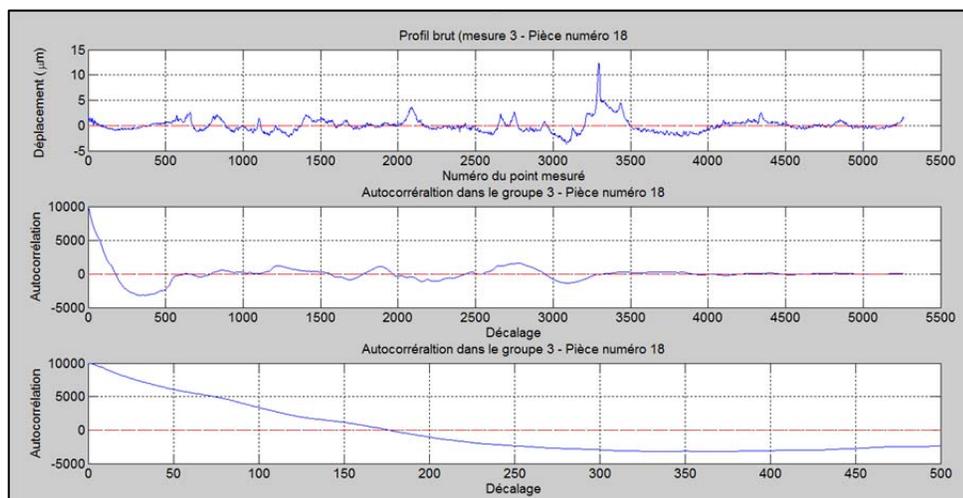


Figure 41 Exemple d'autocorrélation pour une pièce plutôt rugueuse

Le troisième graphique de chaque figure offre une vue limitée aux 500 premiers points du domaine afin d'en faciliter la lecture et l'interprétation. Dans les trois cas présentés ci-dessus, on remarque une forte autocorrélation positive au décalage 0 ($k = 0$) et une certaine décroissance qui s'annule entre le centième et le deux-centième voisin. Par la suite, avec une ampleur beaucoup moins importante, on observe une autocorrélation négative et finalement des oscillations positives et négatives. En pratique, on peut interpréter ces résultats comme suit : si on se trouve sur une grande dénivellation, il est fort probable qu'on reste par-dessus la moyenne jusqu'aux cent ou deux cents prochains points voisins. Ensuite, il est probable qu'on passe sous la moyenne. Enfin, après ces deux phases, il devient beaucoup plus difficile de prévoir la position réelle.

En ne regardant que l'allure des courbes d'autocorrélation, on peut commencer à distinguer les types de profils. Cependant, en considérant la valeur en ordonnée, on obtient un indicateur qui semble intéressant. Un autre indicateur est le nombre des premiers points démontrant une autocorrélation positive. Ces deux indicateurs se représentent respectivement la valeur de Y lorsque $X = 0$, $Y_{X=0}$, et la valeur de X quand $Y = 0$, $X_{Y=0}$.

4.8 Calcul des indicateurs statistiques de base

Avec les coordonnées des profils de chacune des 48 pièces et pour chacune des séries des mesures 3 et 4, nous calculons tous les indicateurs statistiques ayant été jugés comme possibilité pour la caractérisation du fini de surface. Voici la liste de ces indicateurs :

- Erreur standard (μm);
- Médiane (μm);
- Écart-type (μm);
- Variance (μm^2);
- Coefficient d'aplatissement;
- Coefficient d'asymétrie;
- Étendue (μm);
- Minimum (μm);
- Maximum (μm);
- Longueur des segments du profil (μm);
- Niveau global d'énergie (μm^2);
- Niveau maximum d'autocorrélation (non standardisé) ($Y_{X=0}$);
- Nombre des premiers points autocorrélés positivement ($X_{Y=0}$).

Nous voilà maintenant avec 13 variables pouvant apporter de l'information quant à la qualité du fini de surface. Le

Tableau 13 présente une partie des indicateurs calculés :

Tableau 13 Fraction du tableau des données

StdErr	Median	StdDev	Var	Kurtosis	Skewness	Range	Min	Max	Length	Energy	$Y_{(X=0)}$	$X_{(Y=0)}$
0.0074	0.1056	0.5359	0.2872	-0.5719	-0.5170	2.9091	-1.5233	1.3858	294.5988	0.1595	86.034	126
0.0069	-0.0493	0.5021	0.2521	-0.9053	0.1271	2.9619	-1.1998	1.7621	294.7747	0.2614	231.047	221
0.0045	-0.0757	0.3253	0.1058	0.2091	0.7534	1.9647	-0.6447	1.3200	303.3407	0.2029	139.146	91
0.0639	-0.8517	4.6337	21.4709	5.0588	2.0880	25.9629	-5.7914	20.1715	522.0272	2.5745	22410.388	103
0.0070	0.1719	0.5082	0.2582	-0.4908	-0.7496	2.4607	-1.3769	1.0838	291.8663	0.1285	55.843	129
0.0032	0.0067	0.2330	0.0543	-0.2364	-0.0437	1.6566	-0.7674	0.8891	303.3565	0.1642	91.191	131
0.0193	-0.2513	1.4034	1.9695	-0.4977	-0.1669	6.1003	-3.6535	2.4468	290.1249	0.1338	60.556	210
0.0031	-0.0039	0.2251	0.0507	0.0765	0.1442	1.7720	-0.9084	0.8636	306.8396	0.1606	87.252	124
0.0088	0.0167	0.6379	0.4070	-0.4115	0.3442	4.4689	-1.9767	2.4921	373.1209	0.2761	257.721	5
0.0025	0.0132	0.1814	0.0329	16.3872	-2.4289	2.6324	-1.7048	0.9276	316.2167	0.2006	136.041	28
0.0567	1.8023	4.1119	16.9080	0.6537	-1.3352	17.5247	-12.9225	4.6022	408.6349	0.8916	2687.829	218
0.0043	0.0742	0.3138	0.0985	-0.3957	-0.5929	1.6307	-0.9282	0.7025	279.2775	0.1454	71.525	154
0.0137	0.2277	0.9952	0.9904	-0.8061	-0.5903	5.3541	-3.8075	1.5466	364.1478	0.2308	180.168	55
0.0090	-0.1927	0.6539	0.4276	-0.8360	0.5323	3.1955	-1.2090	1.9865	289.2403	0.1803	109.887	101
0.0623	-0.5730	4.5209	20.4387	-1.2374	0.2897	15.6891	-6.0760	9.6131	292.6344	0.1745	102.996	143
0.0070	-0.0114	0.5048	0.2549	-0.3265	-0.2529	3.0490	-1.8650	1.1840	305.6758	0.1937	126.923	147
0.0049	0.0858	0.3551	0.1261	-0.5700	-0.4920	2.2402	-1.4338	0.8064	294.3283	0.1569	83.194	92
0.0252	-0.3568	1.8277	3.3403	2.5940	0.9280	16.1268	-4.0940	12.0328	405.5797	1.7204	10007.864	176
0.0132	0.2259	0.9561	0.9141	-0.5840	-0.5872	4.4423	-2.3387	2.1035	309.9704	0.3579	433.164	213
0.0113	-0.0453	0.8216	0.6750	-0.8270	-0.1344	4.6679	-2.6272	2.0407	306.9751	0.2365	189.126	104

Il est assez clair que ces indicateurs contiennent une certaine redondance d'information. Plutôt que de maintenir toutes ces variables, il est préférable d'étudier leurs comportements mutuels. Le chapitre suivant présente l'élaboration de la méthodologie proposée pour caractériser le fini de surface à l'aide de méthodes statistiques multidimensionnelles.

5 CARACTÉRISATION DU FINI DE SURFACE

Les travaux de cette partie portent sur la caractérisation du fini de surface de pièces en composites, étape préliminaire à toute optimisation empirique. La Figure 42 situe les présents travaux dans le cadre plus large d'un programme de recherche visant l'optimisation du procédé de fabrication RTM (Resin Transfer Molding).

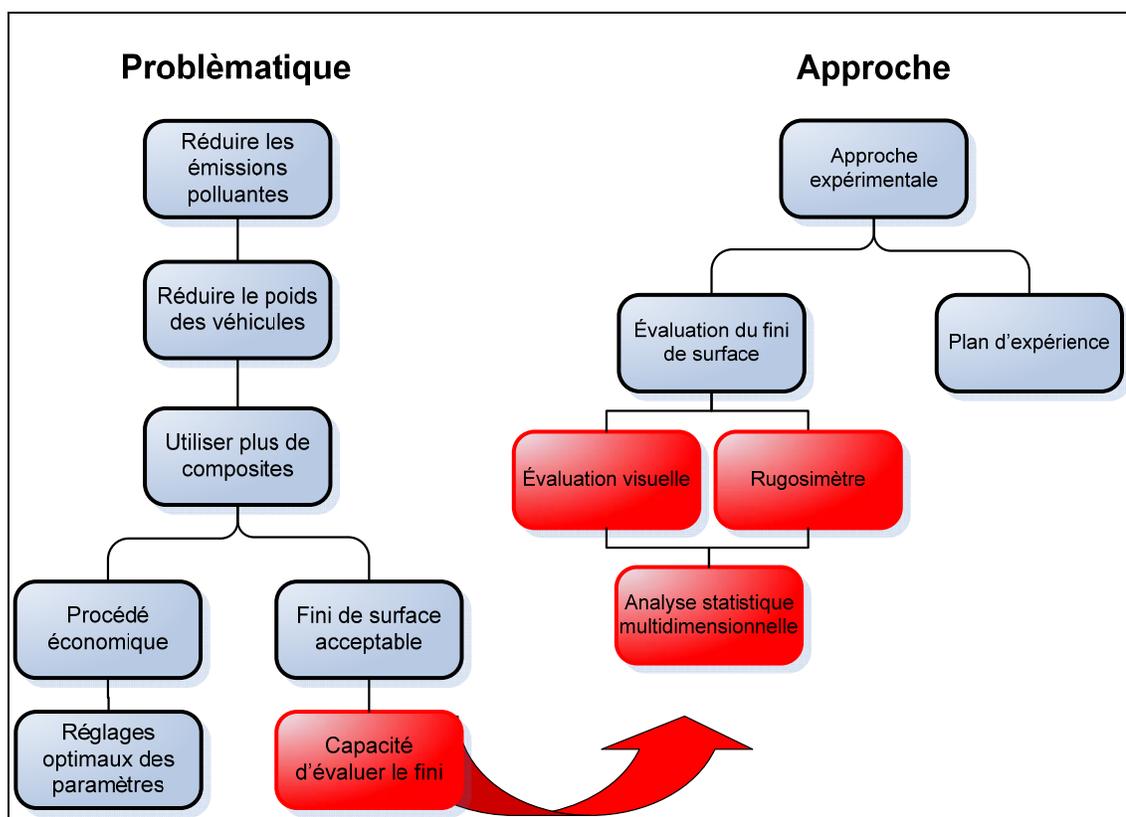


Figure 42 Rappel du rôle de l'évaluation du fini de surface

5.1 Méthode objective de caractérisation du fini de surface

Le développement de la méthode proposée se fera par l'entremise de diverses analyses statistiques. Nous débuterons avec l'analyse des corrélations pour se donner une vue d'ensemble des relations entre les variables. Nous poursuivrons avec des analyses en composantes principales pour dévoiler les similarités et les complémentarités. Ceci nous amènera à choisir une quantité limitée de variables permettant de bien caractériser un fini de surface.

5.1.1 Analyse des corrélations entre les indicateurs

Pour chacune des séries de mesures (mesures 3 : meilleur fini visuel; mesures 4 : pire fini visuel), une analyse de corrélation fut appliquée pour l'ensemble des indicateurs statistiques calculés. La Figure 43 illustre les relations.

Avec une courbe de lissage, nous pouvons confirmer qu'il y a présence de corrélation et que certaines variables pourront être retirées pratiquement sans perte d'information. Toutefois, on remarque aussi qu'il y a peu de corrélation parfaitement linéaire où plusieurs points suivent la droite. Le seul cas parfait est celui entre les variables StdErr et StdDev. Dans ce dernier cas, il est clair que la même information est dupliquée dans ces deux variables et qu'une des deux peut être retirée dès maintenant; nous retenons StdDev. De façon plus quantitative, la Tableau 14 quantifie ces relations.

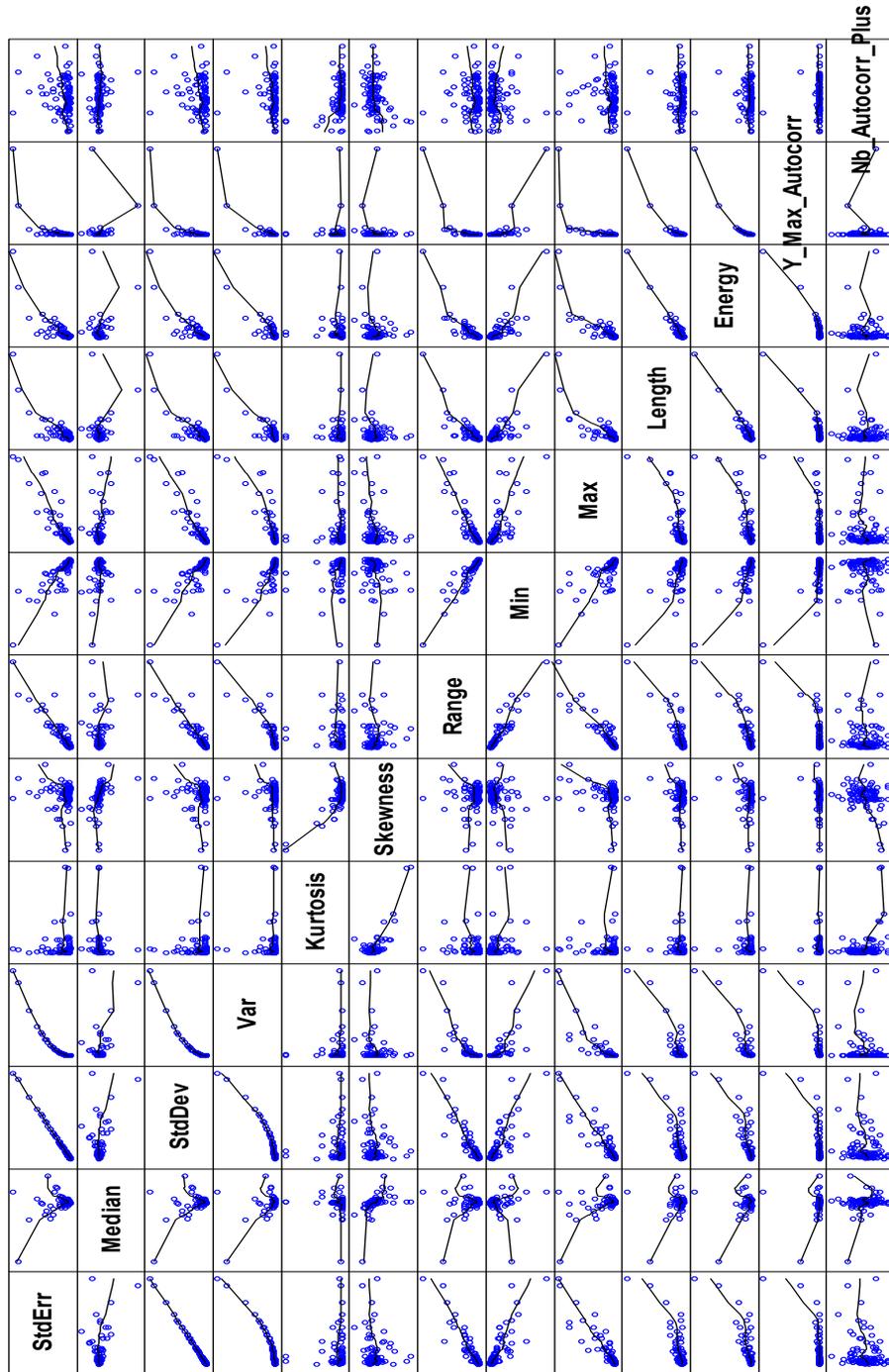


Figure 43 Corrélation entre les variables

Tableau 14 Corrélations entre tous les facteurs (n=96)

	Median	StdDev	Var	Kurtosis	Skewness	Range	Min	Max	Length	Energy	Y_Max_Autocorr	Nb_Autocorr_Plus
Median		-0.354	-0.408	0.080	-0.430	-0.205	-0.046	-0.428	-0.255	-0.248	-0.115	-0.173
StdDev	-0.354		0.934	-0.049	0.161	0.934	-0.827	0.914	0.806	0.817	0.659	0.164
Var	-0.408	0.934		-0.054	0.155	0.864	-0.766	0.845	0.888	0.893	0.824	0.119
Kurtosis	0.080	-0.049	-0.054		-0.753	0.134	-0.251	-0.001	-0.018	0.042	-0.011	-0.324
Skewness	-0.430	0.161	0.155	-0.753		0.030	0.237	0.292	0.118	0.076	0.044	0.284
Range	-0.205	0.934	0.864	0.134	0.030		-0.933	0.933	0.827	0.863	0.689	0.026
Min	-0.046	-0.827	-0.766	-0.251	0.237	-0.933		-0.740	-0.757	-0.796	-0.671	0.052
Max	-0.428	0.914	0.845	-0.001	0.292	0.933	-0.740		0.785	0.813	0.614	0.100
Length	-0.255	0.806	0.888	-0.018	0.118	0.827	-0.757	0.785		0.969	0.906	-0.030
Energy	-0.248	0.817	0.893	0.042	0.076	0.863	-0.796	0.813	0.969		0.923	-0.011
Y_Max_Autocorr	-0.115	0.659	0.824	-0.011	0.044	0.689	-0.671	0.614	0.906	0.923		-0.048
Nb_Autocorr_Plus	-0.173	0.164	0.119	-0.324	0.284	0.026	0.052	0.100	-0.030	-0.011		

Ce dernier tableau fait ressortir que huit variables sont fortement corrélées (en considérant StdErr déjà retirée). Une analyse plus approfondie de ces seules variables peut aider à déterminer lesquelles maintenir. Une bonne façon d'étudier méthodiquement ces corrélations peut passer par une analyse en composantes principales.

5.1.2 Choix des indicateurs avec une ACP

Dans un premier temps, pour étudier les relations entre ces indicateurs, nous réaliseront une analyse en composantes principales (ACP). Cette analyse, étant souvent un point de départ en analyse multidimensionnelle, permettra de comprendre les relations entre les variables.

L'ACP permettra de faire ressortir les similitudes et les complémentarités entre les variables. L'intérêt d'avoir cette information est de choisir les variables à utiliser pour caractériser le fini de surface. On comprend facilement qu'il est peu utile de maintenir plusieurs variables contenant pratiquement la même information.

L'analyse en composantes principales s'applique à des tableaux croisant des individus et leurs caractéristiques numériques. Habituellement, les individus sont présentés sur les

lignes et les caractéristiques, ou variables, sur les colonnes. De tels tableaux sont couramment appelés des tableaux croisant les individus et les variables quantitatives (n individus ayant k caractéristiques).

On peut étudier ces tableaux comme des juxtapositions de lignes, ce qui revient à étudier la ressemblance des individus dans un espace de k dimensions; ceci pour tenter d'en déterminer des groupes similaires. Ces ressemblances se mesurent par la distance euclidienne entre les individus.

D'un autre point de vue, il est aussi possible d'étudier le tableau en tant que juxtapositions de colonnes. Dans ce cas, on s'intéresse à la liaison entre les variables. Cette liaison se mesure alors par l'entremise du coefficient de corrélation entre les paires de variables. Utilisée ainsi, l'ACP est un outil privilégié pour dévoiler les comportements entre les variables. En général, quelques combinaisons linéaires (souvent 2 ou 3) peuvent synthétiser une bonne partie l'ensemble de l'information. Ces variables synthèses, appelées composantes principales, peuvent fréquemment s'interpréter et donner un sens à la variabilité multidimensionnelle.

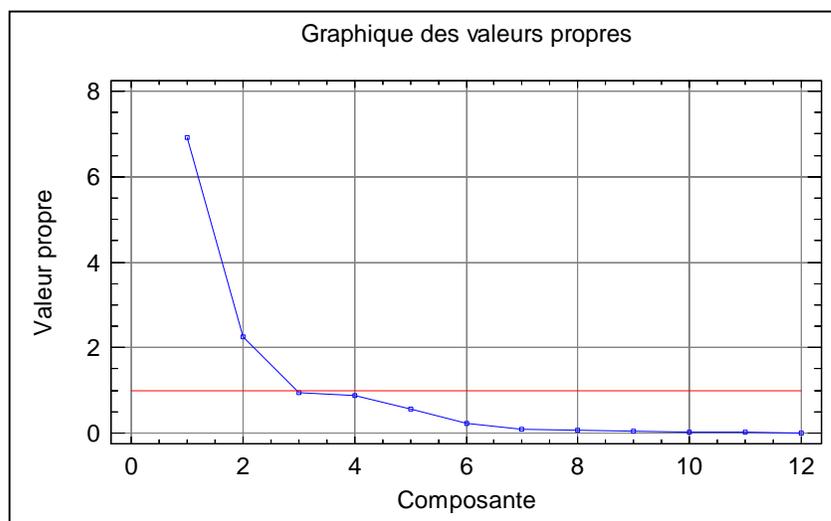


Figure 44 ACP – Graphique des valeurs propres

Tableau 15 Pourcentage de variance des composantes principales

<i>Numéro composante</i>	<i>Valeur propre</i>	<i>Pourcentage de variance</i>	<i>Pourcentage cumulé</i>
1	6.90966	57.581	57.581
2	2.24838	18.736	76.317
3	0.95521	7.960	84.277
4	0.882808	7.357	91.634
5	0.555632	4.630	96.264
6	0.229512	1.913	98.177
7	0.0862599	0.719	98.896
8	0.0601507	0.501	99.397
9	0.0441787	0.368	99.765
10	0.0160172	0.133	99.898
11	0.0121917	0.102	100.000
12	7.20843E-17	0.000	100.000

La Figure 44 et le Tableau 15 ci-dessus montrent que deux composantes principales peuvent exprimer un peu plus de trois quarts de la variance. Comme la troisième dimension est relativement aisée à traiter, nous la maintiendrons comme active et elle nous permettra d'expliquer près de 85% de la variabilité des données. La Figure 45 illustre bien la corrélation entre certaines variables.

On retrouve effectivement les mêmes corrélations que lors de l'analyse préliminaire du paragraphe précédent. On en déduit que certaines variables pourraient être retirées sans pratiquement perdre d'information.

Un autre aspect intéressant d'une ACP est son interprétation graphique. Il y a trois considérations de base :

1. Deux variables parallèles ont une forte corrélation positive; elles représentent donc la même information (une est donc inutile);
2. Deux variables opposées par rapport à l'origine ont une forte corrélation négative, elles représentent une opposition;
3. Deux variables ayant un angle droit sont indépendantes (non corrélées).

Par la suite, on doit interpréter le graphique en analysant les variables qui s'opposent sur chacun des axes. Avant de débiter l'analyse, nous pouvons décider de retirer les facteurs redondants. Une bonne façon de faire est de regrouper les variables selon leurs poids dans l'ACP. Voici les poids qui serviront à cette analyse :

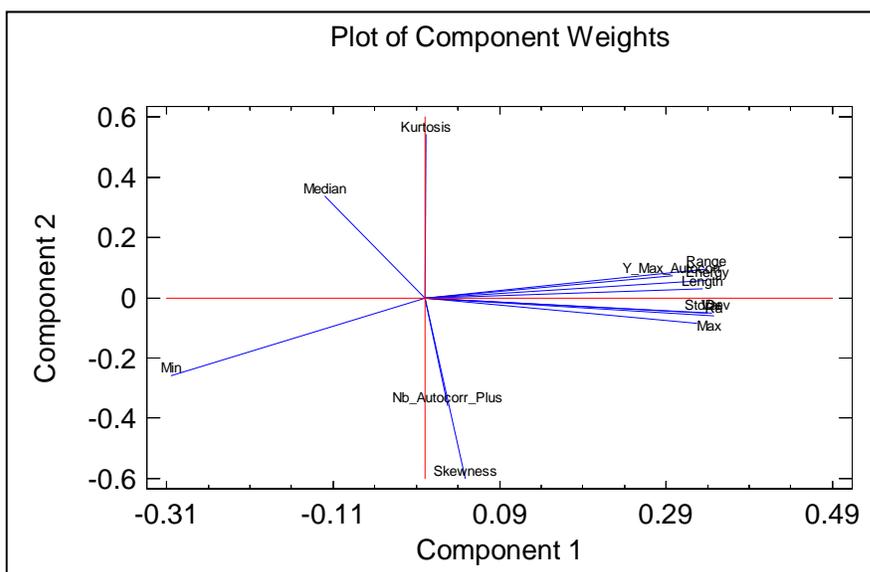


Figure 45 ACP Poids des variables

Tableau 16 Poids des variables dans l'ACP – Mesures #3

Table of Component Weights

	<i>Component</i>	<i>Component</i>
	1	2
Median	-0.120	0.338
StdDev	0.339	-0.051
Var	0.344	-0.050
Kurtosis	0.002	0.544
Skewness	0.047	-0.600
Min	-0.305	-0.259
Max	0.327	-0.084
Range	0.338	0.093
Length	0.333	0.028
Energy	0.339	0.057
Y_Max_Autocorr	0.297	0.073
Nb_Autocorr_Plus	0.027	-0.360

On connaît déjà les variables les plus corrélées. Par exemple, StdDev, Var, Range, Length et Y_Max_Autocorr le sont fortement, mais comment décider lesquelles seraient préférable de retenir? On remarque que les poids diffèrent tout de même. On remarque que les deux variables ayant le plus de poids sur la deuxième composante principale sont Skewness et Kurtosis. Sur la première composante principale, plusieurs variables ont des poids semblables; ceci est typique pour un ensemble de variables fortement corrélées. Comme plusieurs variables contiennent la même information, aussi bien prendre les plus simples à calculer, soit Min et Max.

Il est intéressant d'apprendre que des tests nous ont démontré que les composantes principales ne changeaient pratiquement pas lors du retrait des variables très redondantes. Ceci vient appuyer notre choix initial d'avoir maintenant volontairement des indicateurs redondants.

À partir de ces choix, nous avons maintenant un ensemble de quatre variables qui permettent de retirer beaucoup d'information du profil, redressé, de la pièce. Ce sont ces quatre variables, simples et accessibles, qui serviront à caractériser les finis de surface.

5.2 Validation sur des données externes

On sait que tout modèle développé avec un ensemble de données s'y ajuste habituellement bien. Toutefois, la qualité d'un modèle doit être testé avec des données externes à celles ayant servies à son développement pour avoir une idée plus juste de sa généralisation potentielle.

Ici, la méthodologie de caractérisation du fini de surface sera aussi testée sur des données externes. Alors que cette méthodologie a été développée à partir de l'ensemble de 96 données provenant des 48 pièces ayant été fabriquées sur le petit moule thermique

de l'École Polytechnique, elle sera validée à la section 6.4.3. sur l'ensemble de données des 18 pièces ayant été fabriquées sur le gros moule thermique de l'Université McGill.

5.3 Impact des facteurs du profil sur la caractérisation

Un plan d'expérience est un outil puissant pour analyser un phénomène complexe dans lequel plusieurs facteurs affectent simultanément la réponse. Les deux prochaines sections présentent respectivement les quatre principaux types de défauts sur un fini de surface et un plan d'expérience permettant de démontrer l'influence de ces défauts sur les quatre critères retenus pour caractériser un fini de surface, soit le minimum, le maximum, le coefficient d'asymétrie et le coefficient d'aplatissement.

5.3.1 Types de défauts et profils typiques

Pour pouvoir réaliser un plan d'expérience, il est important de bien définir les différents types de défauts que peut présenter un fini de surface. Nous présentons ci-dessous huit profils réels, choisis parmi le lot de 48 pièces ayant été fabriquées à l'École Polytechnique. Toutefois, ces profils ont été mis à l'échelle afin d'avoir un écart type unitaire sur chacun d'eux. Sachant que l'écart type est fortement lié au Ra , on constatera encore que le Ra ne contient pas toute l'information nécessaire pour caractériser un fini de surface. Ces huit prochaines figures nous permettront d'inventorier les différents types de défauts rencontrés.

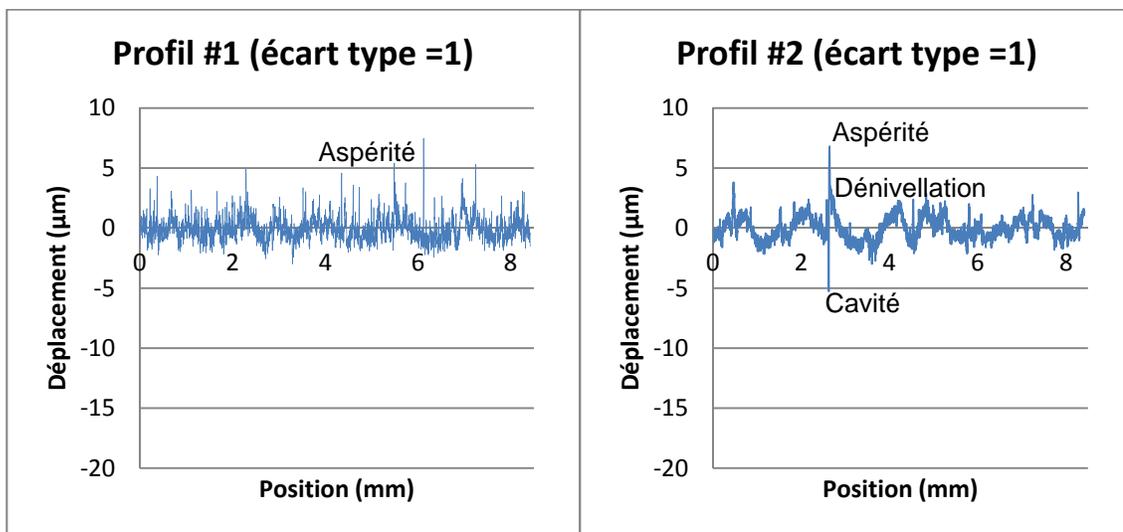


Figure 46 Profils #1 et #2

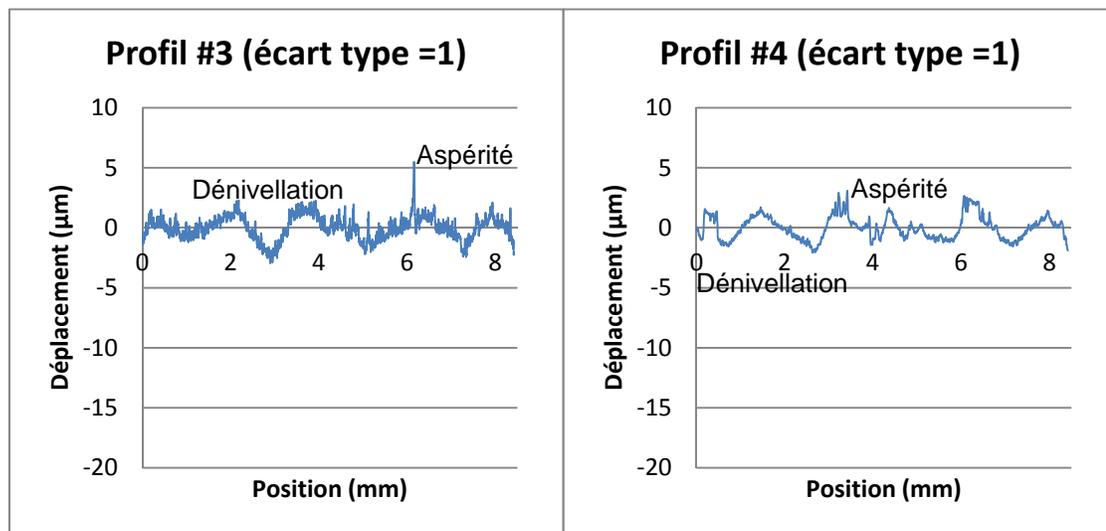


Figure 47 Profils #3 et #4

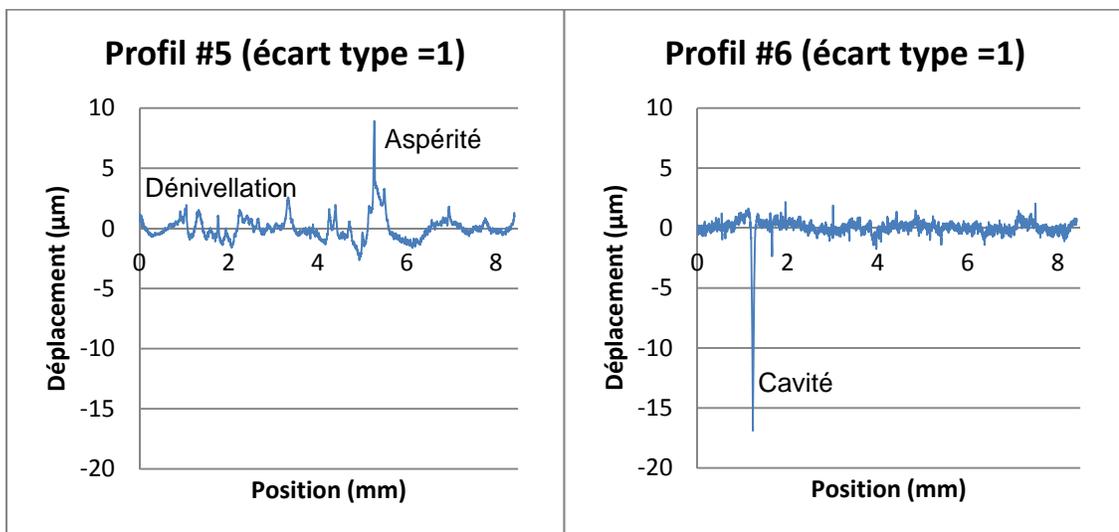


Figure 48 Profils #5 et #6

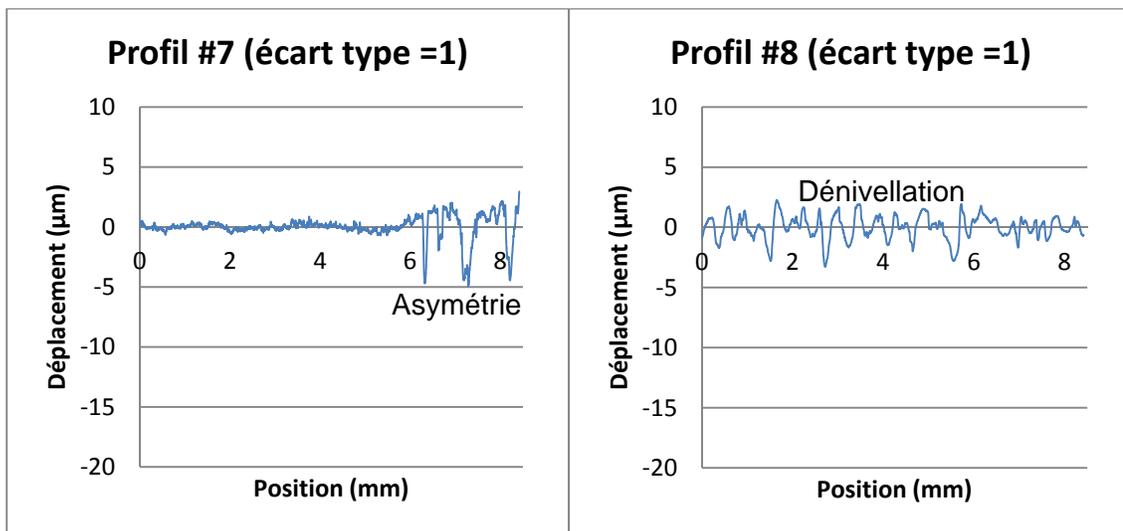


Figure 49 Profils #7 et #8

Après avoir analysé les huit dernières figures et plusieurs autres profils de pièces réelles, quatre principaux types de défauts ont été recensés. On peut les énumérer comme suit :

- aspérités;
- cavités;
- dénivellations à peu près symétriques;
- dénivellations asymétriques (crêtes coupées).

Ces quatre types de défauts ont été révélés sur des profils réels. Il est possible de simuler des profils semblables en les reconstituant artificiellement à l'aide de quatre fonctions additives simulant séparément chaque type de défauts. Il devient alors possible d'élaborer un plan d'expérience pour en étudier l'effet de ces quatre types de défauts sur les quatre critères de caractérisation.

5.3.2 Plan d'expérience – Types de défauts versus caractérisation

Le plan d'expérience qui suit est établi sur quatre facteurs, soit la présence ou non d'aspérités, la présence ou non de cavités, la présence ou non de dénivellations (ondulations) et finalement la présence ou non de crêtes supérieures tronquées. Nous avons retenus un plan simple à deux modalités, soit un 2_V^4 ; ce plan complet de résolution V permettra de faire ressortir les effets de chaque facteur sur les critères de caractérisation du fini de surface. Rappelons que le réglage indiqué par « -1 » correspond au réglage inférieur (absence) alors que le réglage indiqué par « +1 » correspond au réglage supérieur (présence). Ce plan à quatre facteurs nécessite 16 essais. Il a été répété une deuxième fois, ce qui a résulté en 32 essais.

Afin de construire synthétiquement les 32 profils nécessaires aux plans d'expérience, un simulateur a été développé dans Excel; l'Annexe 3 présente une copie d'écran de ce simulateur. De ces profils synthétiques, les quatre indicateurs statistiques ont été

calculés. Ces indicateurs servent de réponses au plan d'expérience. Les fonctions utilisées pour composer ces profils sont expliquées dans le Tableau 17.

Tableau 17 Fonctions de simulation des profils du plan d'expérience

Défaut	Fonction	Remarque
Bruit de fond	Sinus de haute fréquence avec une variable aléatoire distribuée normalement : $\sin(\omega_h t)$, $t = \text{position}$ $+ y_{\text{bruit}} \sim \text{Norm}(0, \sigma_{\text{bruit}})$	Toutes les pièces ont démontré au moins une de petites dénivellations aléatoires.
Aspérité	Seulement les valeurs supérieures d'une loi normale ($\alpha \geq 0.99$) : $y_{\text{asp}} = [\text{Norm}(0, \sigma_{\text{bruit}})]_{\alpha \geq 0.99}$	On ajout la valeur générée que si elle est très grande. Ceci induit des pointes occasionnelles.
Cavité	Seulement les valeurs inférieures d'une loi normale ($\alpha \leq 0.01$) : $y_{\text{asp}} = [\text{Norm}(0, \sigma_{\text{bruit}})]_{\alpha \leq 0.01}$	On ajout la valeur générée que si elle est négativement très grande. Ceci induit des pointes négatives occasionnelles.
Dénivellation symétrique	Sinus de base fréquence au cube : $\text{Sin}^3(\omega_b t)$, avec $t = \text{position}$	Le cube du sinus engendre un signal pointu.
Dénivellation asymétrique	Sinus de base fréquence au cube, mais avec les grandes valeurs positives tronquées : $[\text{Sin}^3(\omega_b t)]_{\text{tronqué positivement}}$, avec $t = \text{position}$	Le cube du sinus engendre un signal pointu positivement et négativement. Tronquer la partie positive arrondit les pointes supérieures.

L'annexe 4 présente les 32 profils simulés. Le

Tableau 18 présente les 32 essais de ce plan d'expérience ainsi que les résultats expérimentaux :

Tableau 18 Plan d'expérience Types de défauts vs critères de caractérisation

Facteurs expérimentaux				Réponses expérimentales			
Dénivellation	Aspérité	Cavité	Crête_coupée	Min	Max	Asymétrie	Aplatissement
-1	-1	-1	-1	-0.0820	0.0638	0.0795	0.2801
-1	-1	-1	-1	-0.0670	0.0842	0.1012	-0.0966
1	-1	-1	-1	-0.1010	0.1156	0.0229	-0.4448
1	-1	-1	-1	-0.1035	0.1331	0.0422	-0.4213
-1	1	-1	-1	-0.0820	0.1268	0.5886	2.5147
-1	1	-1	-1	-0.0674	0.1527	0.5057	1.6064
1	1	-1	-1	-0.1098	0.1392	0.0712	-0.3124
1	1	-1	-1	-0.1035	0.1651	0.1015	-0.2557
-1	-1	1	-1	-0.1366	0.0638	-0.6566	3.2794
-1	-1	1	-1	-0.1173	0.0842	-0.3000	1.3163
1	-1	1	-1	-0.1449	0.1156	-0.0551	-0.3023
1	-1	1	-1	-0.1194	0.1331	-0.0023	-0.3484
-1	1	1	-1	-0.1366	0.1268	-0.1436	4.2828
-1	1	1	-1	-0.1173	0.1527	0.1098	2.4608
1	1	1	-1	-0.1449	0.1392	-0.0075	-0.1880
1	1	1	-1	-0.1194	0.1651	0.0560	-0.1973
-1	-1	-1	1	-0.0820	0.0638	0.0795	0.2801
-1	-1	-1	1	-0.0674	0.0842	0.1012	-0.0966
1	-1	-1	1	-0.1098	0.0724	-0.4556	-0.2734
1	-1	-1	1	-0.1035	0.0900	-0.3630	-0.2884
-1	1	-1	1	-0.1098	0.1392	-0.3186	0.0672
-1	1	-1	1	-0.1035	0.1651	-0.2169	0.0957
1	1	-1	1	-0.1098	0.1392	-0.3186	0.0672
1	1	-1	1	-0.1035	0.1651	-0.2169	0.0957
-1	-1	1	1	-0.1449	0.0724	-0.5542	0.0224
-1	-1	1	1	-0.1194	0.0900	-0.4214	-0.1444
1	-1	1	1	-0.1449	0.0724	-0.5542	0.0224
1	-1	1	1	-0.1194	0.0900	-0.4214	-0.1444
-1	1	1	1	-0.1366	0.1268	-0.1436	4.2828
-1	1	1	1	-0.1173	0.1527	0.1098	2.4608
1	1	1	1	-0.1449	0.1392	-0.4231	0.2987
1	1	1	1	-0.1194	0.1651	-0.2800	0.1946

Les quatre figures suivantes démontrent bien que les quatre types de défauts ont une grande influence sur les quatre critères retenus pour la caractérisation du fini de surface. Sur chaque graphique, la ligne bleue représente le seuil de signification à $\alpha = 0.05$.

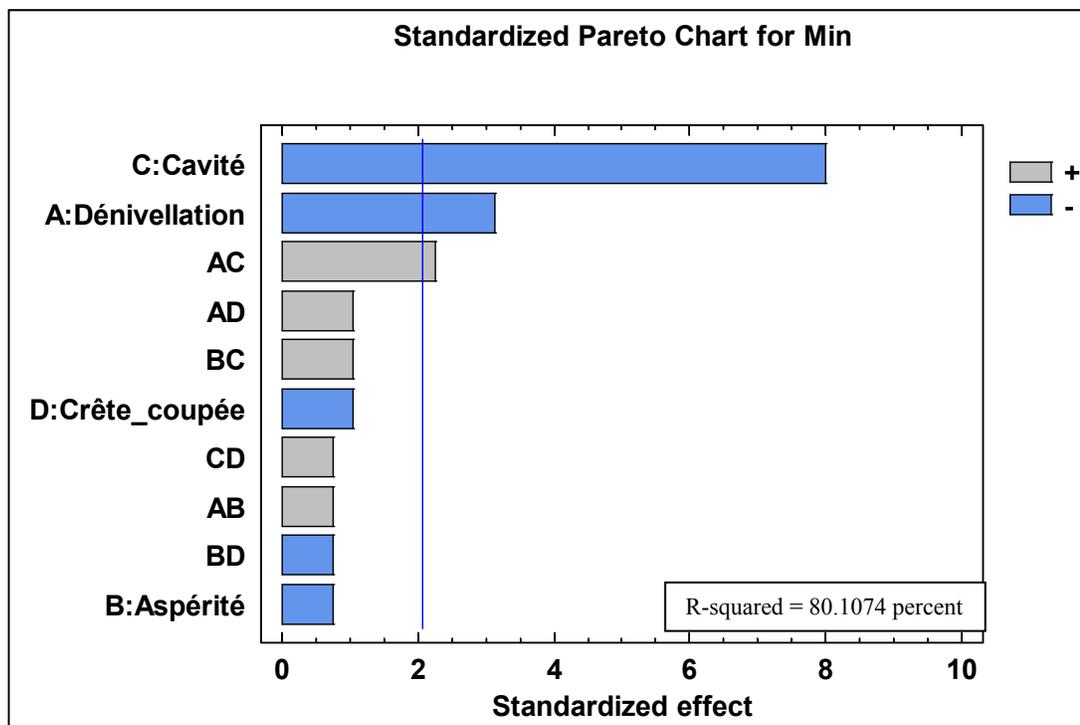


Figure 50 Types de défauts vs Min

À partir du graphique précédent, on remarque que le minimum recensé est fonction des dénivellations ondulatoires et des cavités. Ceci n'est pas surprenant et confirme nos prévisions. La Figure 51 permet de confirmer l'influence des aspérités et des crêtes pointues sur le maximum recensé.

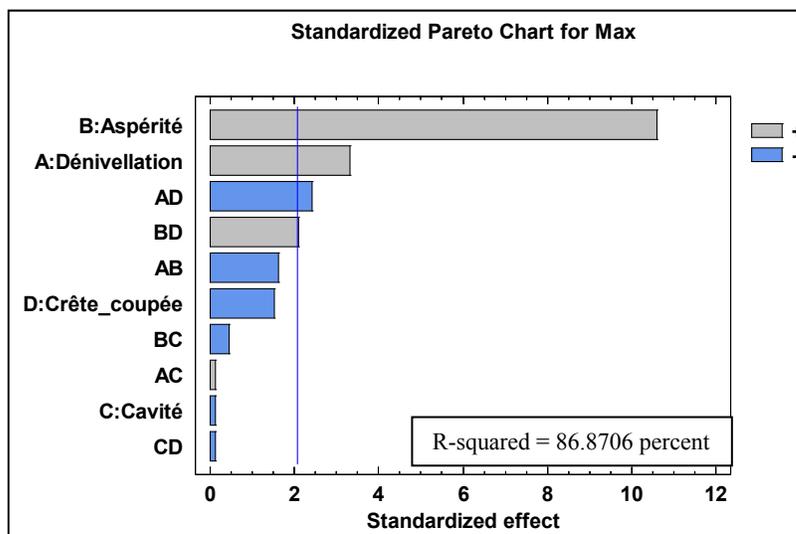


Figure 51 Types de défauts vs Max

La prochaine figure dévoile la relation attendue en ce qui concerne la présence de dénivellations asymétriques, mais révèle aussi que les aspérités et les cavités peuvent jouer un rôle important su ce critère.

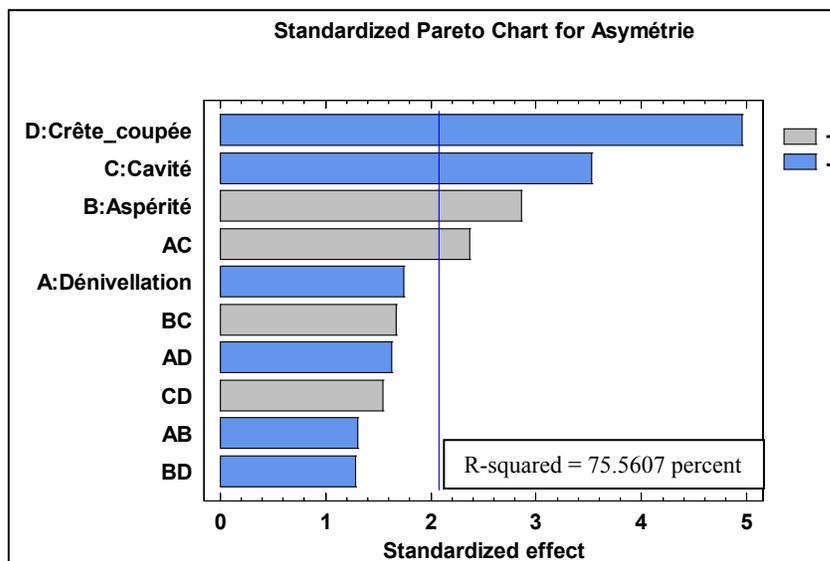


Figure 52 Types de défauts vs Asym

La prochaine figure confirme que les dénivellations et le types de crêtes influent sur le coefficient d'aplatissement.

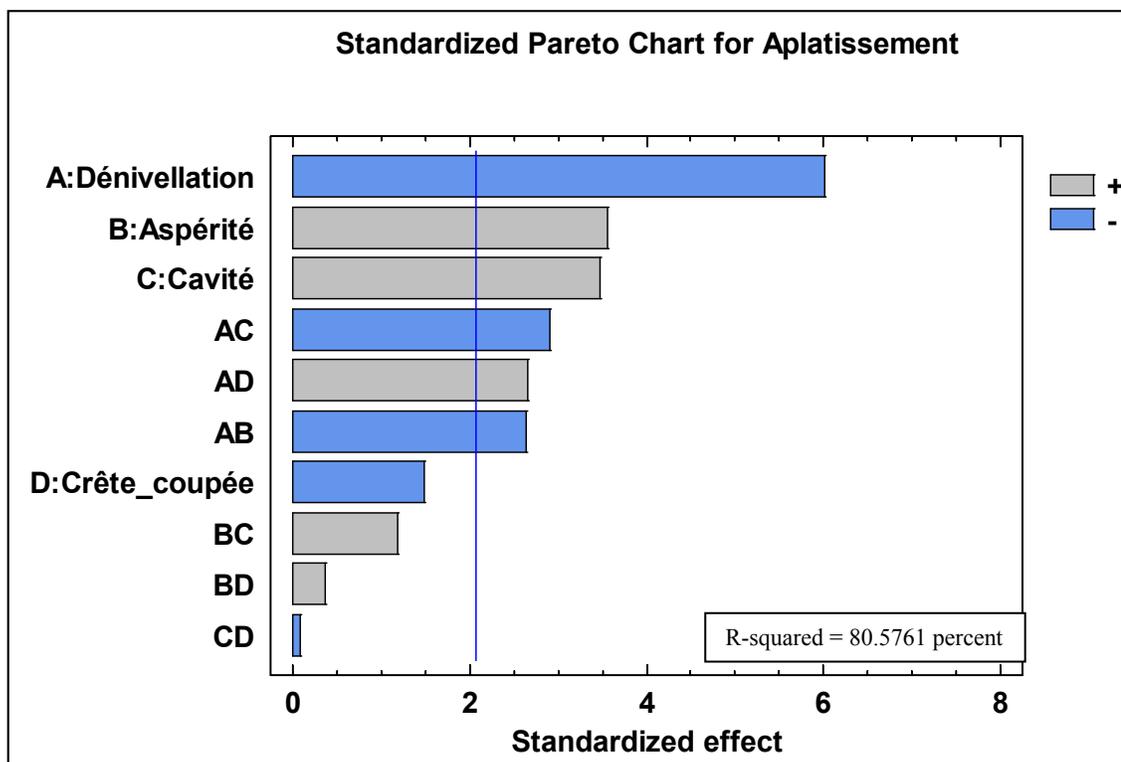


Figure 53 Types de défauts vs Aplat

Ces expériences démontrent clairement que les quatre types de défauts ont un effet très significatif sur les critères de caractérisation du fini de surface. Le Tableau 19 résume les liens forts entre les critères d'évaluation et les différents types de défauts :

Tableau 19 Types de défauts en fonction des critères de caractérisation

	Min	Max	Asym	Aplat
Cavités	<u>Forte</u>		Secondaire	Secondaire
Aspérités		<u>Forte</u>	Secondaire	Secondaire
Crêtes coupées			<u>Forte</u>	
Dénivellations	Secondaire	Secondaire		<u>Forte</u>

Les résultats présentés ainsi sont éloquents quant aux relations fortes (**Forte**) entre chaque type de défauts et son indicateur privilégié. Dans le cas présenté, le dernier tableau montre que les quatre statistiques de caractérisation permettent de faire un diagnostic clair envers les quatre types de défauts recensés.

Outre les faits saillants mentionnés, ce dernier tableau montre toutefois aussi que la plupart des défauts jouent aussi un rôle secondaire (Secondaire) sur d'autres critères de caractérisation. Ceci nous rappelle que le fait d'utiliser plus d'une statistique apporte plus d'information, mais que ces différentes informations sont souvent partiellement redondantes. Ceci devra être considéré lorsque viendra le temps d'agréger l'ensemble de l'information.

6 ANALYSE ET CARACTÉRISATION DU FINI DE SURFACE DES 18 PIÈCES

Ce chapitre comprend diverses analyses effectuées sur l'ensemble de 18 pièces. On y retrouve l'analyse des évaluations visuelles, l'analyse des données de rugosité, l'étude du lien entre les évaluations visuelles et les mesures de rugosité, puis l'application de la méthode de caractérisation proposée sur ces 18 pièces pour y vérifier l'impact sur l'optimisation du plan d'expérience.

6.1 Analyse des redondances entre les indicateurs

Une analyse en composantes principales peut permettre de simplifier des données redondantes. Nous avons réalisé une ACP sur les données du Tableau 11. Le Tableau 20 présente les résultats :

Tableau 20 ACP Analyses visuelles

Principal Components Analysis			
<i>Component Number</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Percent of Variance</i>	<i>Cumulative Percentage</i>
1	4.5914	91.827	91.83
2	0.2370	4.740	96.57
3	0.0993	1.987	98.55
4	0.0420	0.840	99.39
5	0.0303	0.606	100.0

Le Tableau 20 démontre bien la puissance de l'ACP. La conséquence pratique d'un résultat aussi éloquent est qu'il n'est pas nécessaire de maintenir les cinq critères d'évaluation pour bien caractériser ces pièces, car une seule combinaison linéaire de ces facteurs résume très bien les cinq évaluations distinctes. En fait, on constate que la première composante principale explique près de 92% de la variabilité des données. Le

Tableau 21 fournit les poids de chacun des critères pour obtenir cette première composante principale :

Tableau 21 Poids des critères d'évaluation visuelle

Table of Component Weights	
	<i>Component</i>
	1
Lustre	0.4556
Cavités	0.4399
Rides	0.4543
Ondulations	0.4247
Douceur	0.4607

Comme tous les poids sont positifs et très semblables, on reconnaît un effet de taille. Cet effet indique une structure commune entre les variables.

De ce tableau, il est facile de développer l'équation permettant de calculer les valeurs prises par cette combinaison linéaire. Cette équation est la suivante :

$$CP1 = 0.4556 * \text{Lustre} + 0.4400 * \text{Cavités} + 0.4543 * \text{Rides} + 0.4247 * \text{Ondulations} + 0.4606 * \text{Douceur} \quad (7)$$

À partir de cette équation, en utilisant les valeurs centrées et réduites des variables (évaluations visuelles), nous pouvons ajouter la colonne synthèse et obtenir le

Tableau 22 :

Tableau 22 Synthèse des évaluations visuelles

Pièce	Lustre		Cavités		Rides		Ondulations		Douceur		CPI
	Natur.	Centr. réd.	Natur.	Centr. réd.	Natur.	Centr. réd.	Natur.	Centr. réd.	Natur.	Centr. réd.	
1	1	-1.366	1	-2.072	1	-1.737	3	-1.369	1	-1.802	-3.734
2	1	-1.366	2	-1.429	2	-1.188	4	-0.622	2	-1.303	-2.655
3	2	-0.911	2	-1.429	2	-1.188	4	-0.622	3	-0.804	-2.218
4	5	0.455	4	-0.143	4	-0.091	6	0.871	6	0.693	0.792
5	6	0.911	6	1.143	5	0.457	6	0.871	6	0.693	1.815
6	6	0.911	6	1.143	6	1.006	5	0.124	7	1.192	1.977
7	4	0.000	5	0.500	5	0.457	6	0.871	6	0.693	1.117
8	5	0.455	5	0.500	6	1.006	6	0.871	6	0.693	1.573
9	4	0.000	5	0.500	4	-0.091	6	0.871	5	0.194	0.638
10	1	-1.366	3	-0.786	2	-1.188	3	-1.369	2	-1.303	-2.689
11	1	-1.366	3	-0.786	2	-1.188	3	-1.369	2	-1.303	-2.689
12	1	-1.366	3	-0.786	2	-1.188	2	-2.115	2	-1.303	-3.006
13	6	0.911	5	0.500	6	1.006	5	0.124	6	0.693	1.464
14	6	0.911	5	0.500	6	1.006	6	0.871	6	0.693	1.781
15	5	0.455	4	-0.143	5	0.457	5	0.124	5	0.194	0.494
16	7	1.366	6	1.143	6	1.006	6	0.871	7	1.192	2.501
17	5	0.455	5	0.500	5	0.457	5	0.124	5	0.194	0.777
18	6	0.911	6	1.143	6	1.006	6	0.871	6	0.693	2.064

Le Tableau 23 permet de trier les pièces selon le critère CPI (synthèse des évaluations visuelles).

Tableau 23 Tri des pièces selon l'évaluation visuelle

Pièce	Lustre		Cavités		Rides		Ondulations		Douceur		CPI
	Natur.	Centr. réd.	Natur.	Centr. réd.	Natur.	Centr. réd.	Natur.	Centr. réd.	Natur.	Centr. réd.	
1	1	-1.366	1	-2.072	1	-1.737	3	-1.369	1	-1.802	-3.734
12	1	-1.366	3	-0.786	2	-1.188	2	-2.115	2	-1.303	-3.006
10	1	-1.366	3	-0.786	2	-1.188	3	-1.369	2	-1.303	-2.689
11	1	-1.366	3	-0.786	2	-1.188	3	-1.369	2	-1.303	-2.689
2	1	-1.366	2	-1.429	2	-1.188	4	-0.622	2	-1.303	-2.655
3	2	-0.911	2	-1.429	2	-1.188	4	-0.622	3	-0.804	-2.218
15	5	0.455	4	-0.143	5	0.457	5	0.124	5	0.194	0.494
9	4	0.000	5	0.500	4	-0.091	6	0.871	5	0.194	0.638
17	5	0.455	5	0.500	5	0.457	5	0.124	5	0.194	0.777
4	5	0.455	4	-0.143	4	-0.091	6	0.871	6	0.693	0.792
7	4	0.000	5	0.500	5	0.457	6	0.871	6	0.693	1.117
13	6	0.911	5	0.500	6	1.006	5	0.124	6	0.693	1.464
8	5	0.455	5	0.500	6	1.006	6	0.871	6	0.693	1.573
14	6	0.911	5	0.500	6	1.006	6	0.871	6	0.693	1.781
5	6	0.911	6	1.143	5	0.457	6	0.871	6	0.693	1.815
6	6	0.911	6	1.143	6	1.006	5	0.124	7	1.192	1.977
18	6	0.911	6	1.143	6	1.006	6	0.871	6	0.693	2.064
16	7	1.366	6	1.143	6	1.006	6	0.871	7	1.192	2.501

Classées ainsi, il est facile de comprendre qu'une seule composante principale soit suffisante pour synthétiser les cinq critères, car ces derniers sont très corrélés. Les pièces ayant les pires finis de surface sont associées aux valeurs les plus négatives de la première composante principale (CPI) alors que celles ayant les meilleurs sont associées aux plus grandes valeurs positives de CPI. Après une analyse en composantes principales, il est fréquent d'appliquer un algorithme de regroupements automatiques des individus statistiques.

6.1.1 Recherche de groupes similaires

Un algorithme de regroupements automatiques permet de déterminer des groupes d'individus ayant le plus de similarité lorsqu'on considère simultanément plusieurs critères. Ceci va nous permettre de vérifier si les 18 pièces peuvent être regroupées en groupes assez homogènes. Le meilleur groupe pourra éventuellement servir d'étalon de comparaison pour mesurer la distance des autres finis de surface par rapport à ce noyau. Pour réaliser des regroupements automatiques, il faut avant tout choisir la méthode, la métrique des distances et l'algorithme. Ici, nous nous en tiendrons à l'algorithme de Ward avec une métrique euclidienne au carré, ce qui fait partie des méthodes dites hiérarchiques. Selon Saporta (Saporta, 1990), cette méthode est complémentaire à l'ACP et constitue la meilleure méthode de classification hiérarchique sur des données euclidiennes. Comme il est aussi nécessaire de choisir à l'avance le nombre de groupes désirés, il devient nécessaire de faire quelques tentatives préliminaires afin de faire un choix éclairé.

Le dendrogramme initial, lorsqu'on demande de n'avoir qu'un seul groupe, permet de distinguer les regroupements naturels. La Figure 54 illustre les résultats :

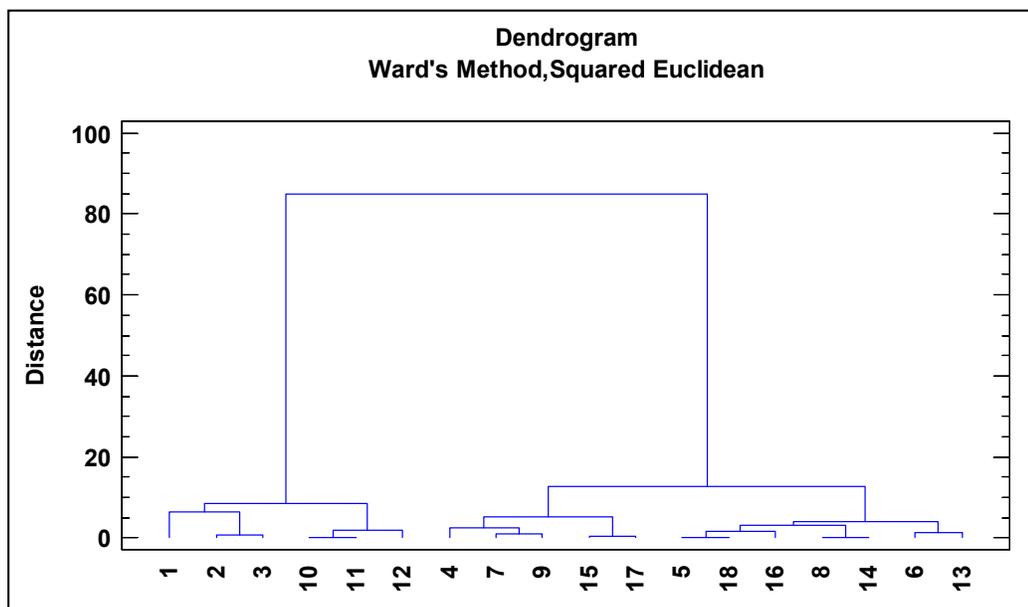


Figure 54 Dendrogramme sur CP1 de l'analyse visuelle

Sur la Figure 54, on détecte au moins trois groupes grossiers, sinon 4 ou 5 groupes si on tente de discriminer plus finement. Quelques autres algorithmes (Saporta, 1990) et métriques ont été appliqués pour s'assurer de la stabilité des regroupements; ils se sont montrés très stables.

Comme les regroupements sont réalisés à partir des données des cinq critères et non à partir de la variable synthèse CP1, il est intéressant de comparer les regroupements en fonction de la variable synthèse comme suit :

Tableau 24 Regroupements automatiques des évaluations visuelles

Pièce	Lustre	Cavités	Rides	Ondulations	Douceur	CP1	Groupe
1	1	1	1	3	1	-3.734	1
12	1	3	2	2	2	-3.006	1
10	1	3	2	3	2	-2.689	1
11	1	3	2	3	2	-2.689	1
2	1	2	2	4	2	-2.655	1
3	2	2	2	4	3	-2.218	1
15	5	4	5	5	5	0.495	2
9	4	5	4	6	5	0.638	2
17	5	5	5	5	5	0.777	2
4	5	4	4	6	6	0.792	2
7	4	5	5	6	6	1.117	2
13	6	5	6	5	6	1.464	3
8	5	5	6	6	6	1.573	3
14	6	5	6	6	6	1.781	3
5	6	6	5	6	6	1.81458	3
6	6	6	6	5	7	1.977	3
18	6	6	6	6	6	2.064	3
16	7	6	6	6	7	2.501	3

Les trois groupes ainsi formés s'ordonnent parfaitement avec la variable synthèse CP1. Par contre, on sait que les pièces 1, 2, 3, 10, 11 et 12 ont un fini de surface de très mauvaise qualité. Nous pourrions les retirer du jeu de données pour mieux se concentrer sur les celles acceptables. La Figure 55 présente les résultats des regroupements des pièces ayant un fini de surface jugé acceptable :

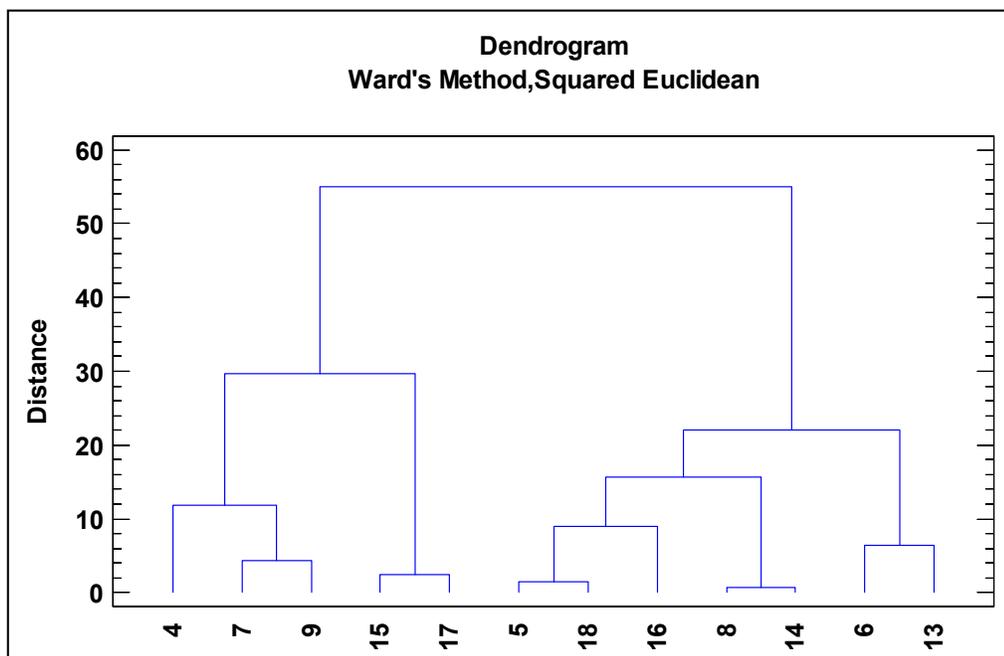


Figure 55 Dendrogramme des pièces ayant un fini de surface acceptable

On peut distinguer trois ou quatre groupes. Nous maintiendrons trois groupes, car on commence à observer une certaine instabilité des groupes selon les algorithmes choisis. Le Tableau 25 montre les trois regroupements des pièces de qualité acceptable :

Tableau 25 Regroupements automatiques d'évaluations visuelles

Pièce	Lustre	Cavités	Rides	Ondulations	Douceur	CPI	Groupe
1	1	1	1	3	1	-3.734	
12	1	3	2	2	2	-3.006	
10	1	3	2	3	2	-2.689	
11	1	3	2	3	2	-2.689	
2	1	2	2	4	2	-2.655	
3	2	2	2	4	3	-2.218	
15	5	4	5	5	5	0.494	3
9	4	5	4	6	5	0.638	1
17	5	5	5	5	5	0.777	3
4	5	4	4	6	6	0.792	1
7	4	5	5	6	6	1.117	1
13	6	5	6	5	6	1.464	2
8	5	5	6	6	6	1.573	2
14	6	5	6	6	6	1.781	2
5	6	6	5	6	6	1.8146	2
6	6	6	6	5	7	1.977	2
18	6	6	6	6	6	2.064	2
16	7	6	6	6	7	2.501	2

Maintenant que nous savons que trois regroupements est la limite pour les pièces ayant un fini de surface acceptable, nous pouvons réintroduire celles ayant un mauvais fini de surface. L'intérêt de réintroduire ces pièces dans l'étude est d'avoir un numéro de groupe pour toutes les pièces.

Tableau 26 Regroupements automatiques d'évaluations visuelles

Pièce	Lustre	Cavités	Rides	Ondul.	Douceur	CPI	Groupe
1	1	1	1	3	1	-3.734	1
12	1	3	2	2	2	-3.006	5
10	1	3	2	3	2	-2.689	5
11	1	3	2	3	2	-2.689	5
2	1	2	2	4	2	-2.655	2
3	2	2	2	4	3	-2.218	2
15	5	4	5	5	5	0.494	6
9	4	5	4	6	5	0.638	3
17	5	5	5	5	5	0.777	6
4	5	4	4	6	6	0.792	3
7	4	5	5	6	6	1.117	3
13	6	5	6	5	6	1.464	4
8	5	5	6	6	6	1.573	4
14	6	5	6	6	6	1.781	4
5	6	6	5	6	6	1.816	4
6	6	6	6	5	7	1.977	4
18	6	6	6	6	6	2.064	4
16	7	6	6	6	7	2.501	4

Cette même information peut être illustrée par la Figure 56 :

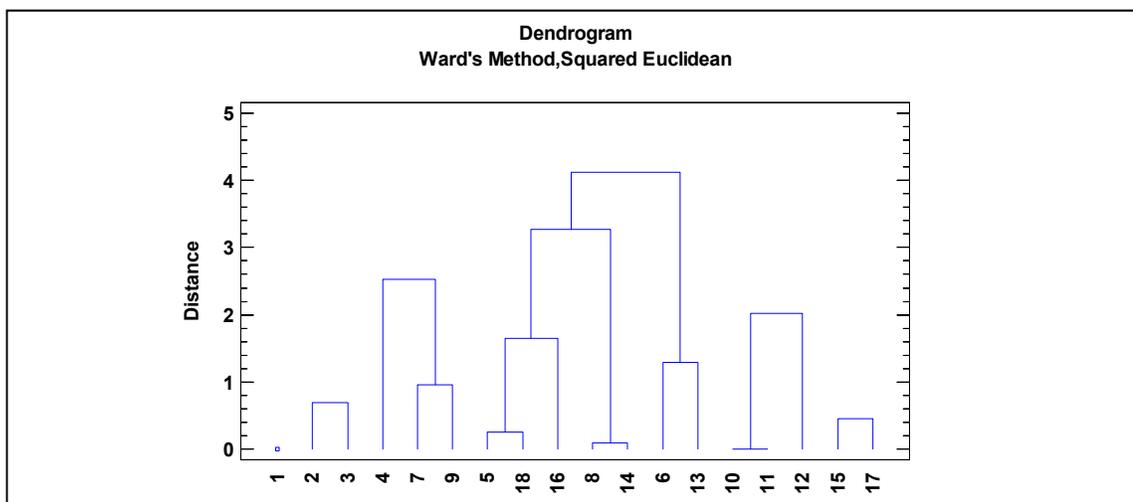


Figure 56 Dendrogramme des six regroupements - Analyses visuelles

Pour résumer l'analyse visuelle, nous pouvons mentionner qu'il a été possible de synthétiser l'information contenue dans cinq critères d'évaluation par seulement une variable synthèse, soit la première composante principale d'une ACP. Par la suite, une étude de regroupements automatiques a été pratiquée et six groupes distincts ont pu être identifiés; parmi ces groupes, mentionnons que les groupes contenant les pièces (1), (2 et 3) puis (10,11 et 12) ont été qualifiés comme ayant une très mauvaise qualité de fini de surface. Leur retrait momentané du jeu de données a permis de raffiner l'analyse des plus belles pièces. Ces informations sont intéressantes à intégrer avec les données de rugosité.

6.2 Analyse des données de rugosité

Comme mentionné dans le chapitre présentant la méthodologie, on se souvient que pour chacun des 18 essais du plan d'expérience, nous avons une estimation de la rugosité, exprimée avec le critère Ra , pour huit lignes échantillonnées. De plus, pour chacune des

lignes, le Ra est calculé selon différents seuils de coupure fréquentielle (Cut-off). Par exemple, pour un essai du plan d'expérience, nous avons les résultats au Tableau 27 :

Tableau 27 Résultats de rugosité pour l'essai numéro 17

	Ra (μm)				
Seuil de coupure	0.025-0.25 (mm)	0.08-0.8 (mm)	0.25-2.5 (mm)	0.8-8 (mm)	0.8-25 (mm)
Ligne 1	0.2015	0.1502	0.1270	0.2368	0.5772
Ligne 2	0.1944	0.1477	0.1280	0.1868	0.3151
Ligne 3	0.1972	0.1503	0.1321	0.1900	0.3137
Ligne 4	0.2000	0.1444	0.1207	0.1613	0.3117
Ligne 5	0.2064	0.1494	0.1154	0.1380	0.2079
Ligne 6	0.2109	0.1460	0.1163	0.1678	0.3695
Ligne 7	0.2234	0.1594	0.1236	0.2124	0.3934
Ligne 8	0.2313	0.1624	0.1295	0.2189	0.3851

Ce tableau suscite deux questions. Premièrement, pour un seuil de coupure donné, est-ce que les lignes sont statistiquement comparables? Si les pièces sont homogènes sur les huit parcours, on s'attendrait à ce que ces huit lignes soient statistiquement semblables. Si certaines lignes présentent un comportement relativement différent des autres quant à l'ampleur de la variabilité des données, on en déduira que les imperfections ne sont pas distribuées de façon homogène. D'ailleurs, avec le patron de mesure utilisé, il existe une probabilité élevée que certains défauts n'aient jamais été échantillonnés sur la pièce.

Deuxièmement, bien que les résultats numériques soient différents pour chacun des seuils de coupure, est-ce que l'information comprise est vraiment différente ou n'est-ce qu'un changement d'échelle? Ainsi, pour une ligne donnée, si les seuils de coupure permettent d'isoler différents défauts, on s'attendrait à ce que les rugosités calculées avec certains seuils se distinguent des autres.

6.2.1 Variabilité du Ra sur les huit lignes échantillonnées

La première question, qui concerne la variabilité entre chacune des lignes pour un seuil et un essai donnés, peut être analysée par l'entremise d'un diagramme à boîte et moustaches. En analyse de données, l'usage d'un tel graphique est typique pour rechercher des valeurs suspectes. Le critère habituel est de déclarer une valeur suspecte lorsque qu'elle s'écarte de plus d'un écart interquartile et demi de la médiane (Saporta, 1990). Rappelons que l'écart interquartile quantifie l'écart entre la valeur du 75^e percentile des données et celle du 25^e. La Figure 57 présente le diagramme en boîte et moustaches pour les huit valeurs de la rugosité, mesurée avec le seuil de coupure fréquentielle de 0.025-0.25, pour la pièce numéro 17 :

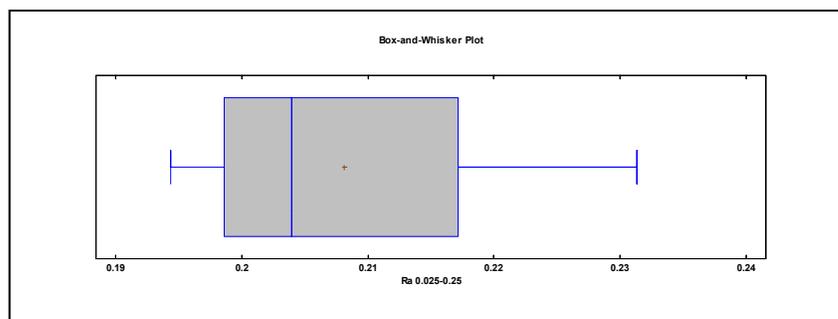


Figure 57 Diagrammes en boîte et moustache de la pièce 17

Dans ce cas, comme aucune valeur ne dépasse les moustaches (délimitées par les valeurs minimale et maximale, en excluant les valeurs dépassant ± 1.5 écart interquartile), nous pouvons conclure qu'il n'y a aucune valeur suspecte. Ceci nous permet de conclure que les huit lignes peuvent être considérées comme provenant d'une population homogène.

La Figure 58 représente un cas où l'on observe une valeur suspecte :

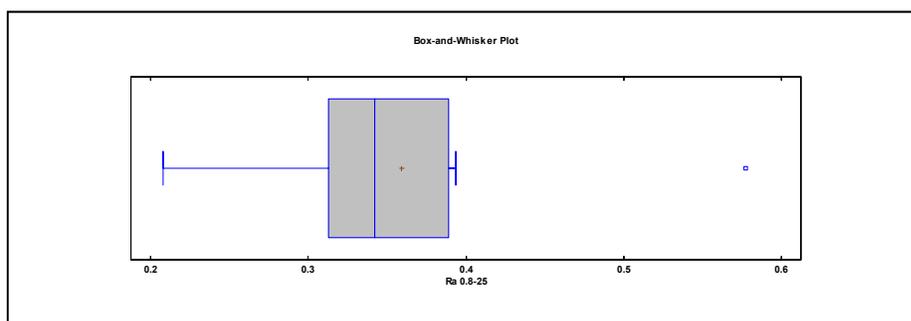


Figure 58 Diagrammes en boîte et moustache de la pièce 17

En consultant le Tableau 27, on détecte rapidement que la première ligne possède une valeur de *Ra* nettement plus grande que les autres pour le seuil 0.8-25. Il pourrait être intéressant de retourner voir la pièce pour tenter de déterminer la cause de cette différence. De plus, comme les données associées à ce seuil démontrent un comportement différent des autres, on peut déjà soupçonner que le choix du seuil influe sur l'information contenue. Nous reviendrons sur ce point à la section 6.2.4. D'ici là, pour étudier tous les cas, il faudra faire cinq analyses (cinq seuils) par essai du plan d'expérience, c'est-à-dire 90 analyses avec un diagramme à boîte et moustache (5*18).

Le Tableau 28 présente le résumé des cas où un manque d'homogénéité a été observé, c'est-à-dire où on a observé des distinctions entre les huit lignes d'une pièce :

Tableau 28 Résumé des cas sans homogénéité des Ra

Essai	Ra 0.025-0.25	Ra 0.08-0.8	Ra 0.25-2.5	Ra 0.8-8	Ra 0.8-25	Remarque
P1		X			X	Mauvais fini
P2		X	X			Mauvais fini
P3						Mauvais fini
P4				X		
P5			X			
P6				X		Très beau fini
P7						
P8						
P9			X	X		
P10						Mauvais fini
P11			X	X		Mauvais fini
P12						Mauvais fini
P13						
P14	X		X			
P15			X	X		
P16						Très beau fini
P17					X	
P18						Très beau fini

Ce tableau est révélateur en ce qui concerne la sensibilité du choix du seuil de coupure fréquentielle (cut-off). Pour plusieurs pièces, les cinq seuils de coupure n'ont pas distingué les huit lignes échantillonnées. Par contre, certaines pièces ont été sensibles au seuil de coupure, ce qui a permis de distinguer au moins une des huit lignes des autres.

On peut déjà affirmer que les pièces ne sont pas homogènes et que les seuils Ra 0.25-2.5 et Ra 0.8-8 semblent avoir une bonne capacité pour faire ressortir les différences sur ces pièces.

Comme on sait que ces 18 pièces comprennent certaines pièces ayant un fini de surface de qualité nettement inférieur, on pourrait penser que la sensibilité au seuil est plus

critique avec les pires pièces ou peut-être qu'avec les plus lisses. On retrouve dans la colonne de remarque une indication pour les six pièces de très mauvaise qualité. Aucun patron d'association ne peut être tiré de cette information. On peut même affirmer que la sensibilité au seuil de coupure peut se présenter autant sur meilleures que sur les pires pièces de même que sur celles intermédiaires et, de plus, que les seuils sensibles semblent complètement imprévisibles.

Ce constat engendre une dure critique envers l'utilisation du critère Ra pour caractériser le fini de surface. Comme la coutume veut qu'on choisisse un seuil de coupure avant d'avoir débuté et d'ensuite prendre toutes les mesures avec ce réglage, on comprend qu'un mauvais choix pourrait engendrer des pertes de précision dans les mesures.

La question qui concerne la différence d'information contenue en fonction des seuils peut être répondue par l'entremise d'une analyse en composantes principales. Cette analyse permettra de dévoiler si les cinq seuils de coupure fréquentielle contiennent de l'information différente. Ceci permettra de confirmer plus rigoureusement, s'il y a lieu, les soupçons soulevés par les analyses avec les graphiques à boîte et moustaches.

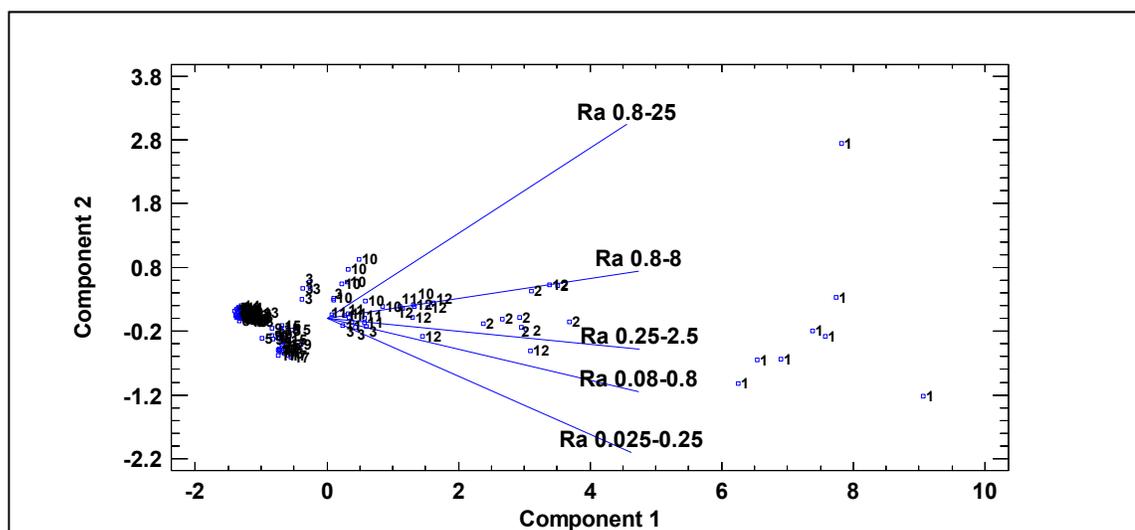
6.2.2 Analyse des redondances des seuils de coupure

On peut faire une ACP similaire à celles de la section précédente en y incluant toutes les données. On retrouve ainsi les huit lignes des 18 pièces, soit 144 données, pour chaque seuil de coupure fréquentielle. Le Tableau 29 nous informe qu'une seule composante principale permet de synthétiser plus de 95% de la variabilité des données :

Tableau 29 ACP Seuils pour toutes les données

Principal Components Analysis			
Component Number	Eigenvalue	Percent of Variance	Cumulative Percentage
1	4.779	95.587	95.587
2	0.142	2.832	98.420
3	0.058	1.166	99.585
4	0.020	0.400	99.985
5	0.001	0.015	100.000

Graphiquement, il est intéressant d'étudier le diagramme présentant conjointement les variables et les individus (Biplot). Ce diagramme, présenté à la Figure 59, nous montre que certains individus sont très loin des autres :

**Figure 59 ACP Diagramme conjoint (variables et individus) - toutes les données**

Sur ce dernier graphique, on peut distinguer quelques regroupements d'individus. Nous avons deux groupes très denses et quelques pièces qui semblent atypiques, dont les pièces : 1, 2 et 12. Visuellement, ces pièces démontrent un fini de surface très mauvais.

Après avoir retiré les pièces les plus atypiques (1, 2 et 12) on constate un transfert de l'information de la première composante principale à la deuxième. Le

Tableau 30 Évolutions des ACP selon la qualité des finis de surface montre l'évolution de l'importance des composantes principales en fonction du retrait des pièces de mauvaise qualité.

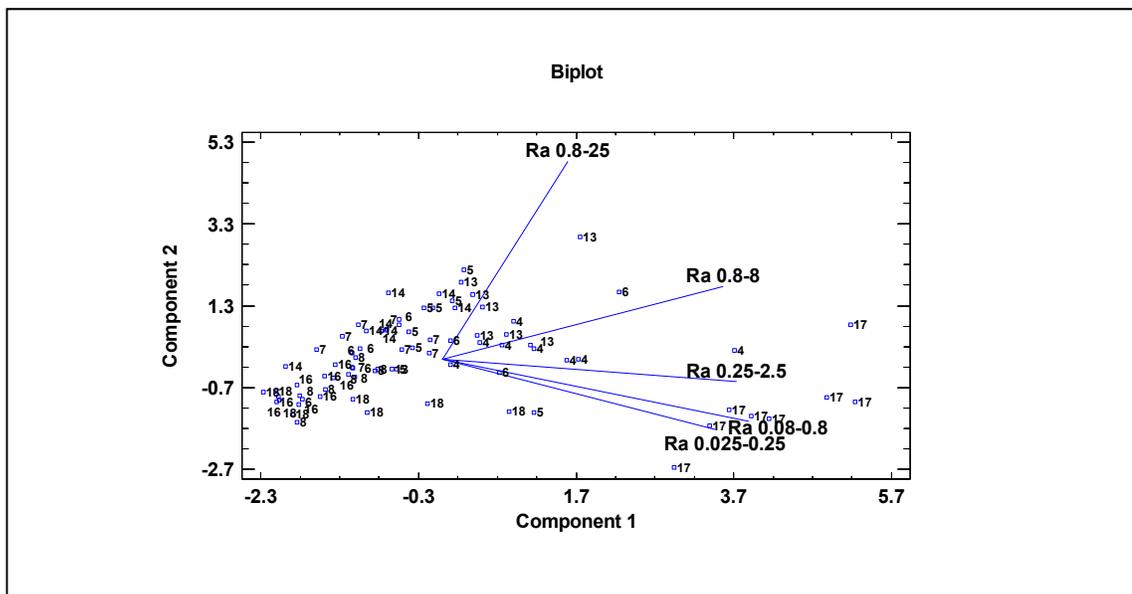


Figure 60 ACP Diagramme conjoint (variables et individus) - Certaines données

À mesure que la qualité des pièces restantes s'améliore, le transfert d'information de la première composante à la deuxième croît. On remarque aussi sur la figure précédente qu'à mesure que le deuxième axe prend de l'importance, plus les variables s'évalent sur les deux axes. Ceci laisse penser que pour des pièces plus homogènes, que plus d'une dimension pourrait être requise pour bien caractériser le fini de surface.

Tableau 30 Évolutions des ACP selon la qualité des finis de surface**Principal Components Analysis (1,2, et 12 retirées)**

<i>Component Number</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Percent of Variance</i>	<i>Cumulative Percentage</i>
1	4.267	85.337	85.337
2	0.582	11.634	96.972
3	0.120	2.400	99.372
4	0.028	0.555	99.927
5	0.004	0.073	100.000

(1,2,3,10,11 et 12 retirées)

<i>Component Number</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Percent of Variance</i>	<i>Cumulative Percentage</i>
1	3.779	75.581	75.581
2	0.696	13.916	89.497
3	0.424	8.471	97.968
4	0.095	1.896	99.864
5	0.007	0.136	100.000

(1,2,3,9,10,11 et 12 retirées)

<i>Component Number</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Percent of Variance</i>	<i>Cumulative Percentage</i>
1	3.619	72.377	72.377
2	0.812	16.243	88.620
3	0.450	8.998	97.618
4	0.112	2.235	99.853
5	0.007	0.147	100.000

(1,2,3,9,10,11, 12 et 15 retirées)

<i>Component Number</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Percent of Variance</i>	<i>Cumulative Percentage</i>
1	3.286	65.714	65.714
2	1.056	21.129	86.843
3	0.522	10.430	97.273
4	0.125	2.498	99.771
5	0.011	0.229	100.000

Les faits saillants de cette dernière analyse sont les suivants. D'une part, on reconnaît les deux seuils qui avaient démontré la plus grande capacité à distinguer les huit lignes lors de l'analyse avec les diagrammes à boîte et moustaches, soit les seuils Ra0.25-2.5 et Ra0.8-8. Parmi les cinq seuils, ces deux derniers semblent être les plus efficaces pour distinguer de l'information complémentaire. D'autre part, on est amené à conclure que les pièces ayant les plus beaux finis de surface doivent être caractérisées à partir de plus

d'une composante si l'on veut obtenir une proportion élevée de l'information comprise dans les différents seuils de coupure. Deux paires de seuils intéressantes seraient Ra0.25-2.5 avec Ra0.8-25 ou Ra0.8-8 avec Ra0.08-0.8. Ces deux derniers choix reposent sur la complémentarité de l'information comprise dans ces données (orthogonalité des droites représentant les variables).

6.2.3 Comparaison des seuils

Dans ce contexte, une façon d'évaluer l'effet des seuils sur la rugosité est d'utiliser la procédure statistique d'analyse de mesures répétées. Rappelons que cette procédure représente une généralisation du test t apparié lorsqu'il y a plus de deux mesures. Dans le cas présent, nous avons 18 pièces sur chacune desquelles 8 lignes ont été échantillonnées avec 5 seuils de coupure fréquentielle différents. Il y a donc reprise des mesures dans des conditions potentiellement différentes, différentes lignes et différents seuils, sur les mêmes unités expérimentales, ce qui justifie l'utilisation de l'ANAVAR de mesures répétées. Rappelons que cette procédure nécessite des conditions d'application, qui sont : l'indépendance, la normalité et l'homogénéité des résidus. Ici, tel qu'illustré dans la Figure 61, ces critères ne sont pas tous respectés :

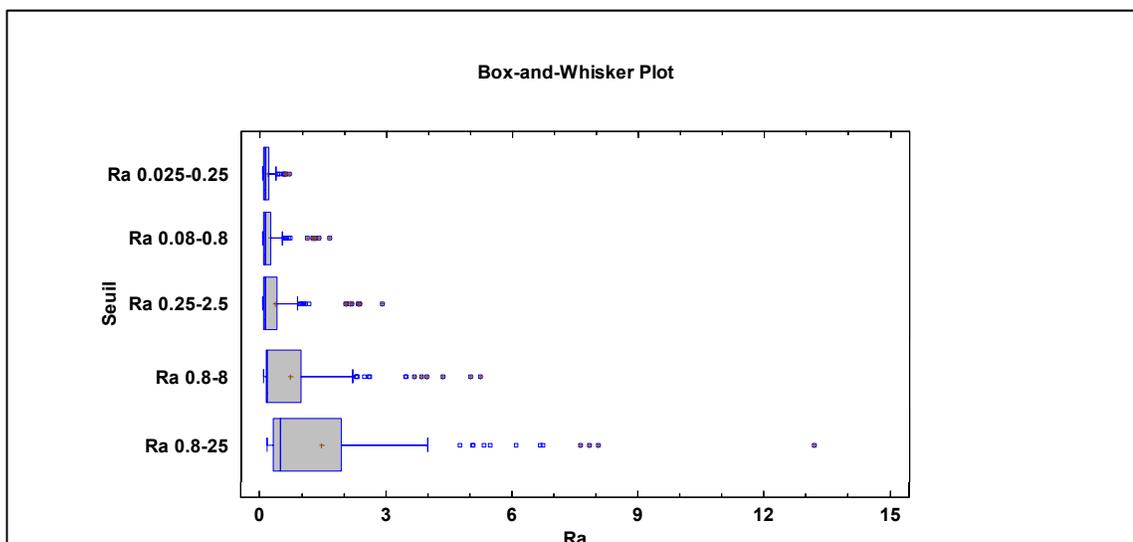


Figure 61 Variabilité du Ra en fonction des seuils

De ce dernier graphique, on remarque tout de suite que plus le seuil est élevé, plus la dispersion des valeurs de Ra l'est aussi. Il n'y a rien d'anormal; car les grands seuils captent mieux les grands défauts. En ce qui concerne les conditions d'application de l'ANAVAR, de toute évidence, ni l'homogénéité des variances ni la normalité ne sont respectées, ce qui interdit d'utiliser les résultats de L'ANAVAR.

À la Figure 62, il est intéressant de retrouver un graphique de forme assez semblable après avoir retiré les six pièces ayant un fini de surface de qualité nettement. Mentionnons toutefois que dans ce dernier cas, l'échelle est évidemment plus resserrée. Ceci nous permet de confirmer que le choix du seuil de coupure fréquentiel a un impact sur les mesures des données. Ainsi, la même ligne échantillonnée produira différentes valeurs de Ra en fonction du seuil choisi.

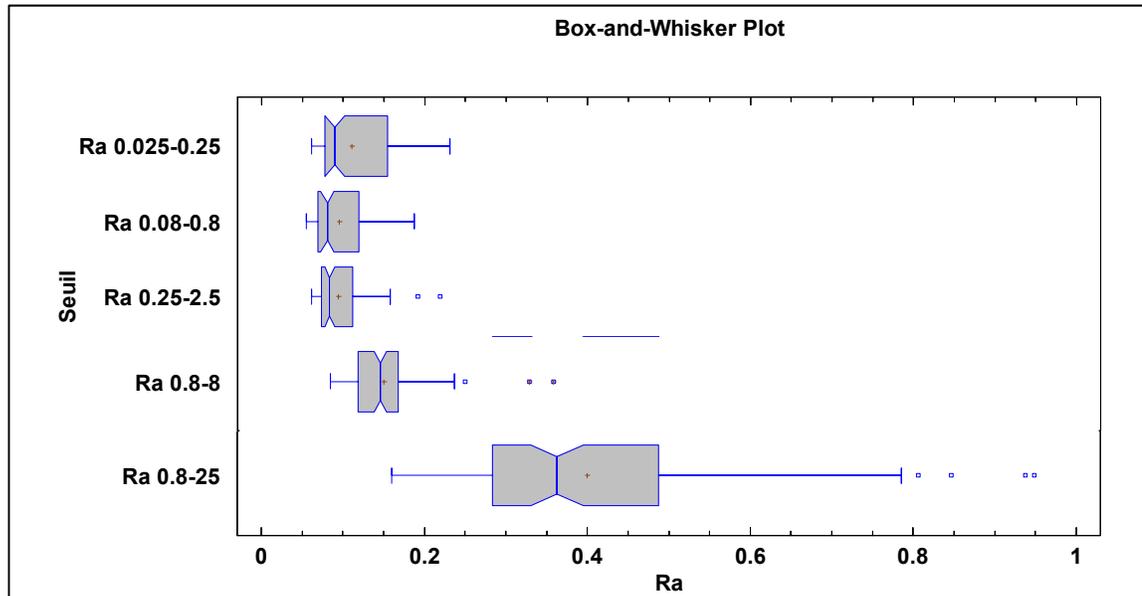


Figure 62 Variabilité du *Ra* en fonction des seuils

Les transformations habituelles de la réponse (Y), comme la racine carrée, le logarithme, l'inverse ou l'inverse au carré, contribuent souvent à corriger suffisamment les problèmes de conditions d'application. Un outil objectif pour choisir la meilleure transformation est la procédure de Box-Cox, qui comprend la transformation de Box-Cox, représentée par l'équation (8), puis une procédure d'optimisation qui minimise la somme de carrés des résidus.

$$Y' = \frac{(Y^\lambda - 1)}{g^{(\lambda-1)} * \lambda}, \quad \text{si } \lambda \neq 0 \quad (8)$$

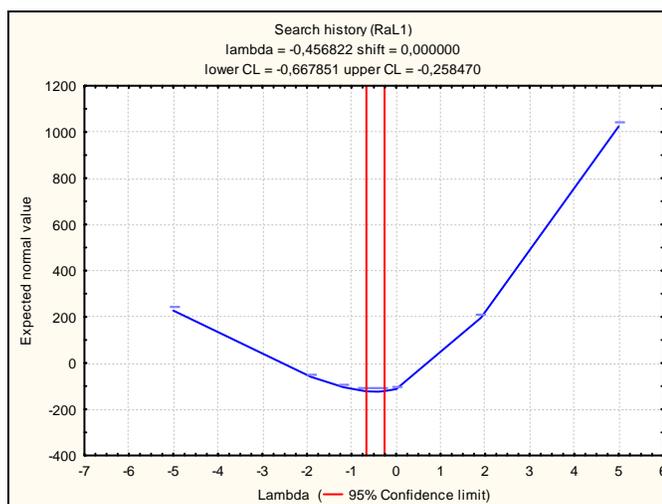
Où Y' est la réponse transformée, Y la réponse originale, g la moyenne géométrique des valeurs de Y .

En pratique, plutôt que d'utiliser la valeur optimisée de λ , on sélectionne une transformation plus simple selon le Tableau 31.

Tableau 31 Transformations suggérées selon λ

Valeur approximative de λ	Transformation suggérée
-1	$1/Y$
-0.5	$1/Y^{(0.5)}$
0	$\ln(Y)$
1	Y

Par exemple, à partir des données originales des 18 premières lignes, nous obtenons une valeur de λ près de -0.5, comme illustré à la Figure 63. Des valeurs similaires sont trouvées pour les autres lignes. Ceci suggère de transformer les données par l'inverse de la racine carrée.

**Figure 63 Optimisation de Box-Cox**

Le Tableau 32 présente les résultats de l'ANAVAR des mesures répétées sur l'ensemble des 18 pièces. Selon la colonne intitulée p dans ce dernier tableau, on remarque premièrement que les facteurs Seuil et LIGNE sont très significatifs ($p \ll 0.05$) alors que leur interaction LIGNE*Seuil n'est pas vraiment pas ($p \gg 0.05$). Deuxièmement,

on constate aussi que la somme des carrés du facteur Seuil est nettement dominante par rapport au facteur LIGNE.

Tableau 32 ANAVAR - Mesures Répétées

	SC	dl	MC	F	p
Ord. origine	3892.805	1	3892.805	621.1724	0.000000
Seuil	236.988	4	59.247	9.4540	0.000002
Erreur	532.684	85	6.267		
LIGNE	2.302	7	0.329	10.8661	0.000000
LIGNE*Seuil	0.535	28	0.019	0.6312	0.931205
Erreur	18.004	595	0.030		

Le facteur LIGNE significatif indique une certaine hétérogénéité au niveau de la pièce. Le facteur Seuil significatif confirme quant à lui que le seuil choisi engendre une différence significative sur la rugosité mesurée. Pour que ces résultats soient valables, il est nécessaire de satisfaire les trois conditions habituelles de l'ANAVAR (indépendance, normalité et homogénéité). Ces conditions ont toutes été vérifiées et jugées satisfaites. On peut aussi s'interroger sur l'impact de ne considérer que les 12 pièces de meilleure qualité. Les analyses précédentes ont été refaites en retirant les six pièces de qualité nettement inférieure et les résultats obtenus ont été similaires.

La Figure 64 illustre les différences statistiques observables entre les différents seuils de coupure, en données transformées. On constate que les trois seuils Ra0.025-0.25, Ra0.08-0.8 et Ra0.25-2.5 ne se distinguent pas. Par contre, les seuils Ra0.8-8 et Ra0.8-25 sont se distinguent bien.

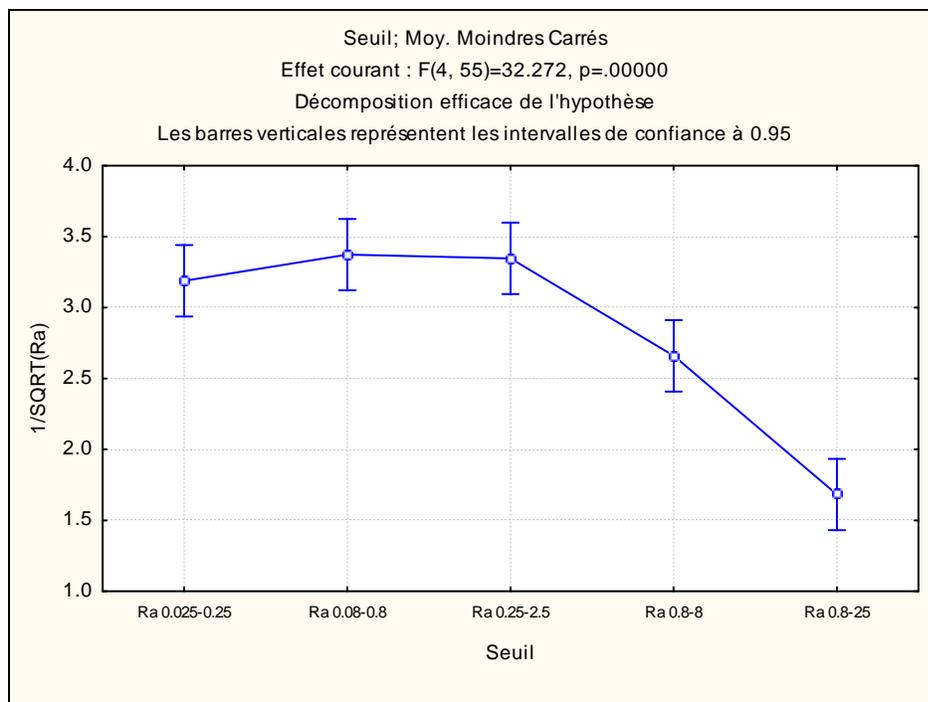


Figure 64 Distinction des seuils

Après toutes ces analyses (diagrammes en boîte et moustaches, ACP, ANAVAR de mesures répétées), faisons un bilan des conclusions.

6.2.4 Résumé des analyses de rugosité

Cette section résume, sous forme synthétique, les faits saillants quant aux analyses de la variabilité de la rugosité sur les huit lignes échantillonnées du lot de 18 pièces et aussi quant aux seuils de coupure.

Variabilité du Ra sur les huit lignes

- ⇒ Les pièces ne sont pas toutes homogènes :
 - Un groupe de 8 des 18 pièces se sont montrées homogènes.

- Au total, 10 des 18 pièces ont démontré une sensibilité au seuil de coupure fréquentielle (homogènes selon certains seuils et non homogènes selon d'autres seuils).
 - Les seuils Ra0.25-2.5 et Ra0.8-8 démontrent une plus grande capacité à distinguer les lignes d'une même pièce.
- ⇒ Les seuils n'ont été sensibles que pour certaines pièces parmi autant les plus belles, les moins belles et que parmi les moyennes. Il n'est donc pas possible de lier un niveau de qualité des pièces à une sensibilité envers un seuil de coupure fréquentielle. On se doute que l'homogénéité des pièces compte plus que le niveau de qualité lui-même.
- ⇒ Ce constat engendre une dure critique envers l'utilisation de la rugosité pour caractériser le fini de surface. Comme la coutume veut qu'on choisisse le seuil de coupure avant de prendre les mesures, on comprend qu'un mauvais choix pourrait entraîner des pertes de précision des mesures.

Seuils de coupure

ACP pour les 18 pièces :

- ⇒ Pour un ensemble de pièces très hétérogènes, une dimension contient bien le phénomène. Plus les pièces se ressemblent, moins une seule dimension suffit à contenir la richesse de l'information comprise dans les différents seuils de coupure fréquentielle.
- ⇒ Tel que constaté avec les diagrammes en boîte et moustaches, les seuils Ra0.25-2.5 et Ra0.8-8 démontrent le plus d'efficacité.
- ⇒ S'il devenait nécessaire d'utiliser plus d'un seuil, les paires Ra0.25-2.5 avec Ra0.8-25 ou Ra0.8-8 avec Ra0.08-0.8 constitueraient de bons choix.

ANAVAR des mesures répétées :

- ⇒ La transformation de Box-Cox suggère de transformer la réponse par $Y'=1/\text{SQRT}(Y)$.
- ⇒ Les facteurs Seuil et LIGNE sont très significatifs alors que l'interaction LIGNE*Seuil ne l'est pas.
- ⇒ L'effet du seuil de coupure est nettement dominant.

En pratique, on retiendra que le choix du seuil de coupure peut affecter sensiblement les résultats et que plus les finis de surface se ressemblent, plus il faudra de dimensions pour contenir suffisamment d'information pour pouvoir distinguer les échantillons. Pour des finis de surface très hétérogènes, les seuils Ra0.25-2.5 et Ra0.8-8 démontrent le plus d'efficacité. Pour des finis de surface plutôt homogènes, les paires Ra0.25-2.5 avec Ra0.8-25 ou Ra0.8-8 avec Ra0.08-0.8 constitueraient de bons choix.

6.3 Étude du lien entre l'évaluation visuelle et la rugosité

Après s'être attardé autant à l'analyse des évaluations visuelles et des données de rugosité, il est intéressant de tenter d'établir un lien entre ces deux familles d'analyse. L'étude des corrélations entre ces variables constitue un bon point de départ.

6.3.1 Analyse de corrélation entre toutes les variables

La Figure 65 résume les relations entre toutes les variables utilisées autant dans le cadre de l'analyse visuelle et de celle de rugosité.

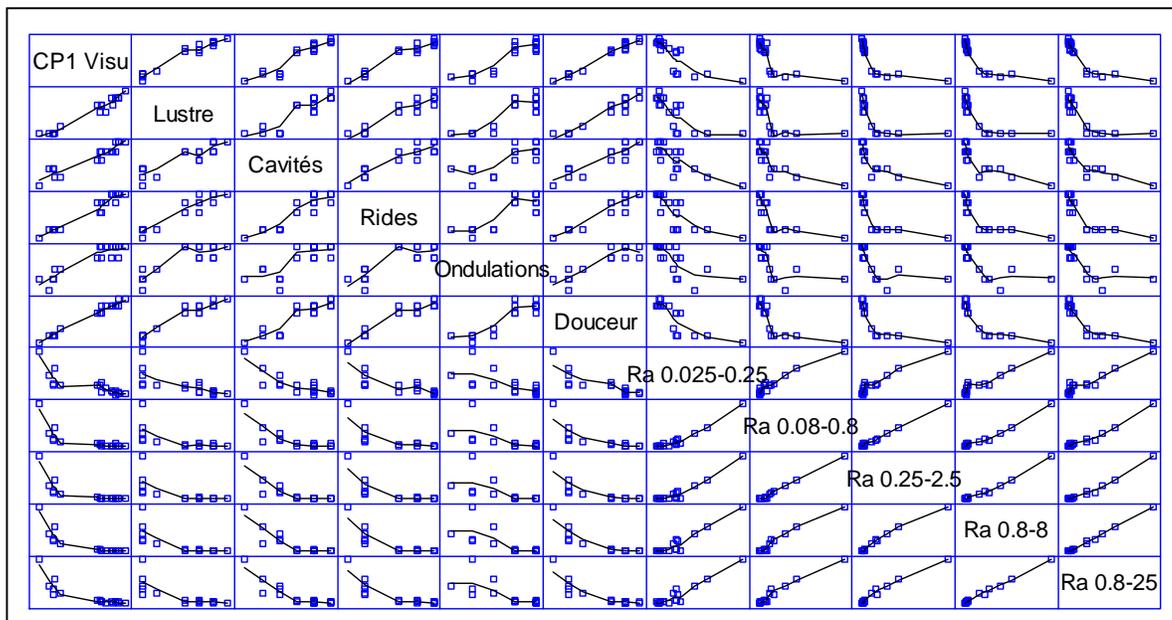


Figure 65 Corrélations entre les variables visuelles et celles de rugosité

Il semble exister certaines relations entre ces variables. Toutefois, elles sont souvent non linéaires. De plus, comme dans les cases en haut à droite, on distingue parfois des

amas des points. Ceci attire l'attention et suggère de chercher les spécificités de ces regroupements. Sur la Figure 66, on identifie les pièces selon trois catégories de qualité : belle, acceptable, mauvaise.

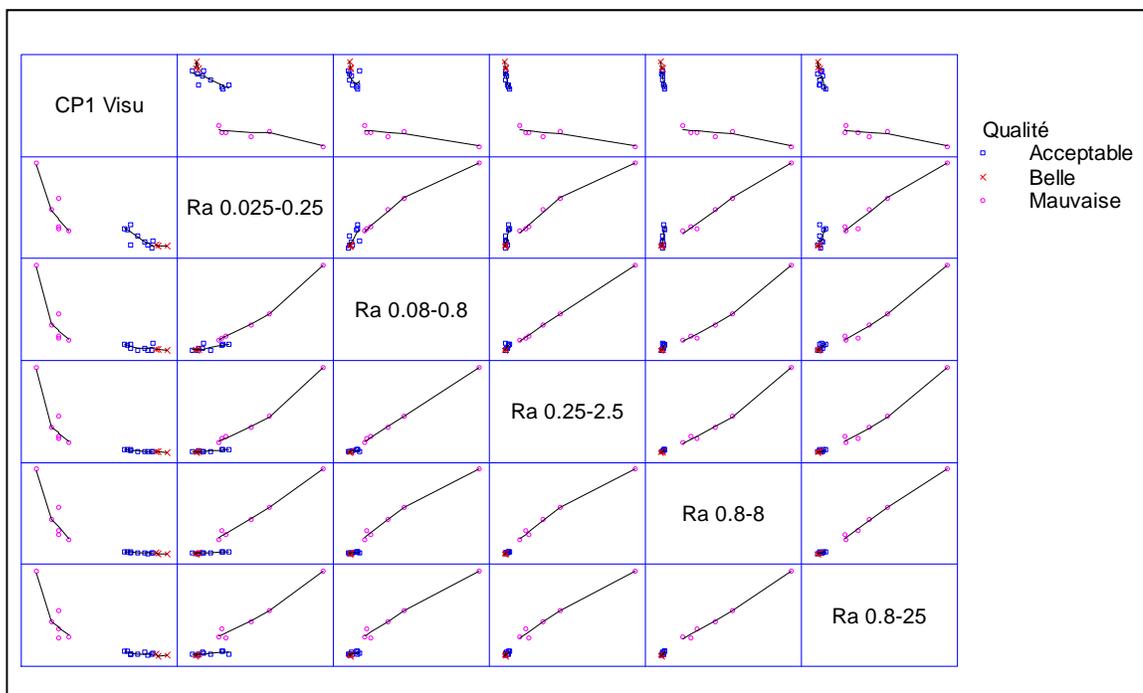


Figure 66 Corrélations entre les variables selon trois catégories

Les amas précédemment mentionnés se dévoilent très clairement. Les relations semblent différentes pour les pièces ayant un fini de surface de mauvaise qualité par rapport à celles ayant un fini de surface acceptable ou de qualité supérieure. Pour les pièces de mauvaise qualité, la corrélation semble assez bonne entre toutes les variables de rugosité. Par contre, pour les autres pièces, cette corrélation semble beaucoup moins évidente. De plus, le lien entre la variable qui résume bien l'analyse visuelle et les variables de rugosité est plutôt complexe.

Encore une fois, nous allons retirer les six pièces de très mauvaise qualité pour améliorer la résolution de notre analyse. La Figure 67 illustre la situation lorsque les pièces 1,2,3,10,11 et 12 sont retirées.

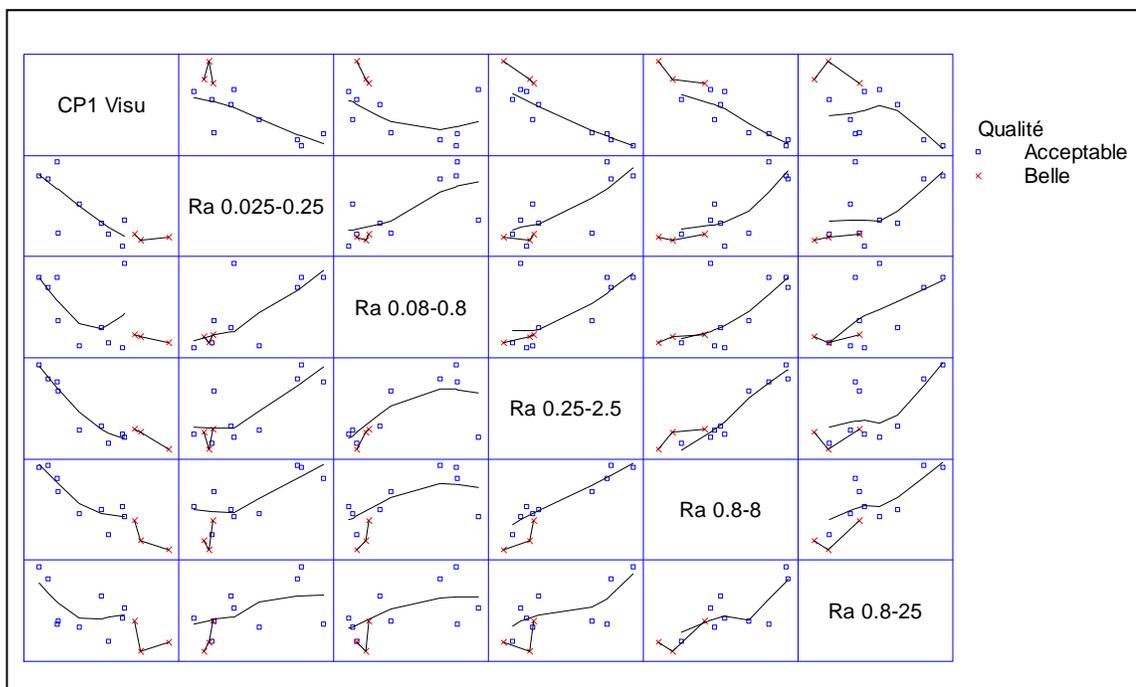


Figure 67 Corrélations entre les variables selon deux catégories

Il faut reconnaître que l'information contenue dans la variable synthèse des évaluations visuelles n'est pas identique à celle contenue dans les variables de rugosité. Toutefois, en restant en accord avec les analyses précédentes, les seuils de coupure Ra0.25-2.5 et Ra0.8-8 semblent mieux suivre le comportement de la variable synthèse des analyses visuelles. Ces deux seuils de coupure fréquentiel sont vraiment à favoriser avec ce type de pièces.

6.4 Application de la méthode de caractérisation proposée

La méthode proposée de caractérisation du fini de surface sera maintenant appliquée à l'ensemble de 18 pièces. Pour débiter, on calculera les quatre statistiques (min., max., asymétrie et aplatissement) pour chacun des profils. De ces quatre statistiques, trois analyses suivront pour étudier leur lien avec les variables visuelles (synthèse et cinq critères), puis avec la rugosité.

6.4.1 Calcul des différentes statistiques

Le calcul des quatre statistiques proposées pour caractériser le fini de surface passe par deux principales étapes :

- nivelage et lissage des données des profils bruts;
- calcul des statistiques sur ces profils redressés : Min, Max, Asym et Aplat.

On se souvient que les 18 pièces ont été échantillonnées sur huit lignes chacune. Ici, question de simplifier le processus, seulement la première ligne de chaque pièce a été utilisée pour calculer les statistiques. Évidemment, on reconnaît que ceci ne représente pas la meilleure méthode d'échantillonnage pour avoir une vue d'ensemble de la pièce. Le Tableau 33 présente les quatre statistiques calculées pour chacune des 18 pièces. Ces derniers résultats vont maintenant nous permettre d'utiliser ces statistiques pour étudier leur lien avec la variable synthèse des analyses visuelles. Cette étude est réalisée dans la section qui suit.

Tableau 33 Quatre statistiques des 18 pièces

	Min	Max	Asym	Aplat
P01	-0.0181	0.0390	0.4005	3.439
P02	-0.0133	0.0199	0.1059	2.453
P03	-0.0122	0.0168	0.1038	3.573
P04	-0.0030	0.0021	-0.1754	4.335
P05	-0.0028	0.0023	-0.3042	2.976
P06	-0.0021	0.0025	-0.2427	3.602
P07	-0.0036	0.0018	-0.2376	3.157
P08	-0.0034	0.0017	-0.4020	5.282
P09	-0.0073	0.0037	-0.2893	2.623
P10	-0.0070	0.0099	0.1891	2.493
P11	-0.0049	0.0147	0.2456	6.061
P12	-0.0143	0.0119	-0.0598	2.510
P13	-0.0033	0.0034	0.0973	1.875
P14	-0.0077	0.0022	-0.4150	7.323
P15	-0.0065	0.0036	-0.3230	5.053
P16	-0.0015	0.0014	-0.0872	3.761
P17	-0.0060	0.0032	-0.8132	4.602
P18	-0.0031	0.0024	-0.1229	3.961

6.4.2 Étude du lien avec les évaluations visuelles

Une analyse de corrélation canonique nous permettra d'étudier les liens entre les variables de rugosité et les statistiques de caractérisation du fini de surface. Le Tableau 34 présente les résultats de cette analyse de corrélation canonique :

Tableau 34 Corrélation canonique : Rugosité vs statistiques de caractérisation

Canonical Correlations						
<i>Number</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Canonical Correlation</i>	<i>Wilks Lambda</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>D.F.</i>	<i>P-Value</i>
1	0.8830	0.9397	0.0837	29.7694	20	0.0737
2	0.2089	0.4571	0.7150	4.0249	12	0.9830
3	0.0833	0.2887	0.9039	1.2123	6	0.9763
4	0.0139	0.1180	0.9861	0.1683	2	0.9193

Coefficients for Canonical Variables of the First Set

Lustre	-0.6712	0.7660	2.9264	2.0198
Cavités	0.8009	-1.2278	1.2084	-1.7011
Rides	-0.0255	2.5800	-2.7561	-1.2565
Ondulations	-0.0221	1.1162	1.1007	-1.3114
Douceur	0.8928	-2.8671	-2.2428	2.2525

Coefficients for Canonical Variables of the Second Set

Min	0.5906	-0.0878	1.7334	1.1662
Max	-0.2855	0.4436	2.6375	0.6975
Asym	-0.2777	-0.6096	-1.4210	0.6817
Aplat	-0.1454	0.7749	-0.5933	0.5079

On remarque que la première combinaison, même si fortement corrélée (94%), n'atteint pas le seuil de signification conventionnel de 5%. Cette première combinaison linéaire n'est donc significative qu'à un niveau de confiance de près de 93% (1-0.0737) plutôt que le 95% conventionnel. Par contre, comme la relation entre les deux ensembles de données est très corrélée (0.94), nous pouvons tout de même la considérer.

Au niveau des coefficients, on remarque que le lien est principalement entre Douceur, Cavité et Lustre d'une part et Min d'autre part. La Figure 68 illustre la qualité de la corrélation entre ces deux ensembles de données ;

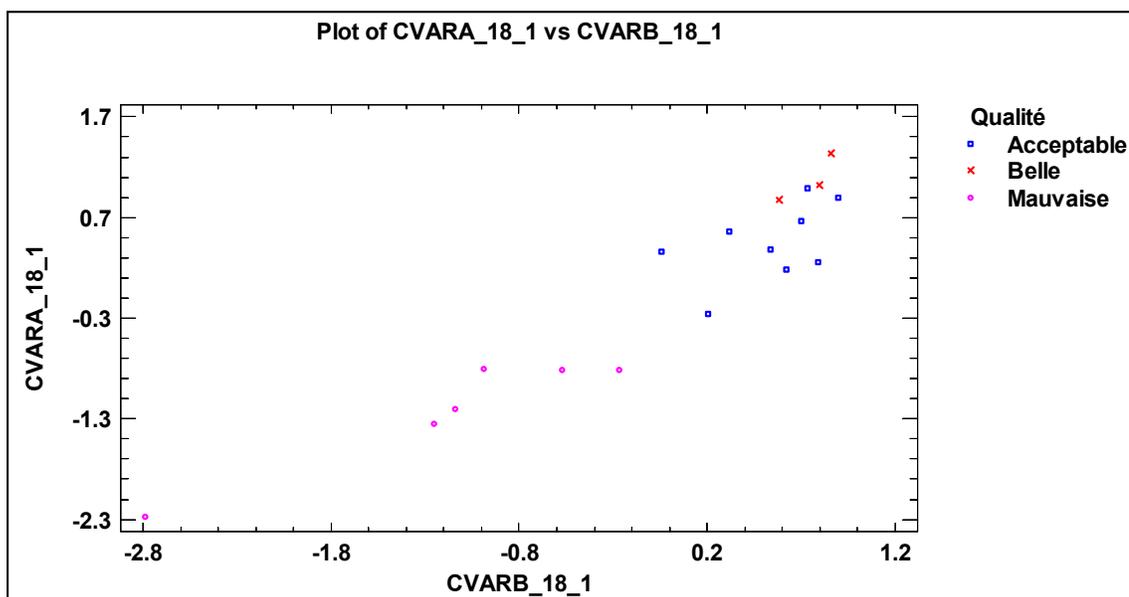


Figure 68 Corrélation entre les données de caractérisation et celles visuelles

On remarque une certaine stratification des données. Ceci nous amène à refaire l'analyse en retirant les six pièces de mauvaise qualité. Le Tableau 35 résume les résultats :

Tableau 35 Corr. canonique : Var. visuelles et stat. de caractérisation (12 pièces)

Canonical Correlations						
		<i>Canonical</i>	<i>Wilks</i>			
<i>Number</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Correlation</i>	<i>Lambda</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>D.F.</i>	<i>P-Value</i>
1	0.9710	0.9854	0.0040	33.1819	20	0.0322
2	0.6800	0.8246	0.1367	11.9400	12	0.4505
3	0.5643	0.7512	0.4271	5.1041	6	0.5305
4	0.0196	0.1402	0.9804	0.1191	2	0.9422

Coefficients for Canonical Variables of the First Set

Lustre	0.0654	0.8785	-0.0513	0.5962
Cavités	-0.5779	-0.7964	0.5975	-0.5499
Rides	0.4194	0.2740	-0.6864	-1.1555
Ondulations	0.6807	-0.3417	-0.6999	0.0186
Douceur	0.6598	-0.1405	0.8776	0.4793

Coefficients for Canonical Variables of the Second Set

Min	-0.2104	1.3135	1.3101	-0.6880
Max	-0.8278	1.4823	0.5170	0.0004
Asym	0.6366	0.4105	-0.3146	0.9700
Aplat	0.3283	1.5659	-0.0982	-0.3804

Nous obtenons ici une relation très corrélées, 0.9854, et nettement significative. À la lecture des tableaux, on constate que le lien de la première combinaison linéaire est principalement établi entre les variables visuelles sans le lustre d'une part et le maximum et l'asymétrie d'autre part.

Ceci se distingue nettement de l'analyse similaire, qui n'est pas présentée, qui portait sur les variables de rugosité plutôt que celles de caractérisation, car dans ce cas le seuil de confiance n'était que de 0.2188. **On en déduit que lorsque les pièces sont toutes au moins de qualité acceptable, les statistiques de caractérisation surpassent les variables de rugosité.** De là, il est tentant d'étudier les liens entre les variables de rugosité et les quatre statistiques de caractérisation. Cette étude est présentée dans la prochaine section.

6.4.3 Étude du lien avec la rugosité

Une analyse en composantes principales comportant les variables de rugosité et les statistiques de caractérisation permet de représenter les redondances et les complémentarités entre ces variables. Le Tableau 36 présente ces résultats. On comprend que deux seules dimensions permettent de synthétiser plus que 90% de l'information contenue dans ces huit variables. La Figure 69 illustre les relations entre celles-ci.

Tableau 36 ACP Rugosité vs statistiques de caractérisation

<i>Component Number</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Percent of Variance</i>	<i>Cumulative Percentage</i>
1	7.0913	78.792	78.792
2	1.0209	11.344	90.136
3	0.5815	6.462	96.597
4	0.2173	2.415	99.012
5	0.0419	0.465	99.477
6	0.0289	0.321	99.798
7	0.0146	0.162	99.961
8	0.0021	0.023	99.984
9	0.0015	0.016	100.000

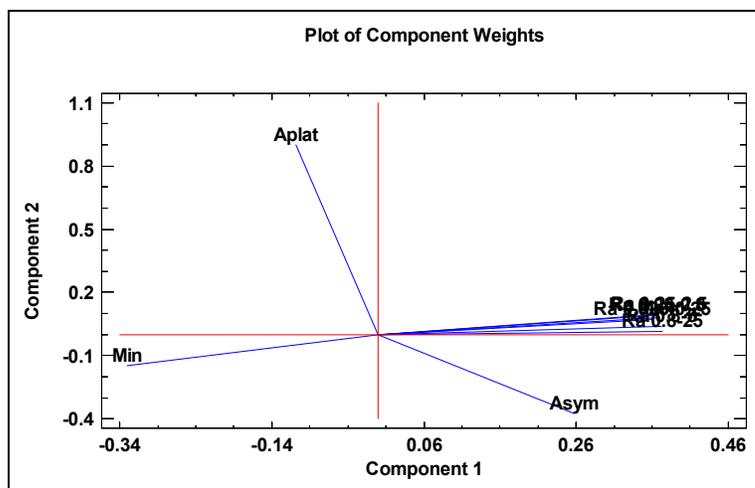


Figure 69 ACP Rugosité et statistiques de caractérisation

La Figure 69 est éloquent quant à la redondance de l'information contenue dans les variables de rugosité et la complémentarité des statistiques de caractérisation. **Rappelons que les données ici utilisées sont entièrement indépendantes de celles ayant servies à développer la méthodologie de caractérisation.** Encore une fois, on peut se demander quels serait l'impact de retirer les six pièces de mauvaise qualité. Le Tableau 37 présente ce cas ;

Tableau 37 ACP Rugosité vs statistiques de caractérisation (12 pièces)

<i>Component Number</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Percent of Variance</i>	<i>Cumulative Percentage</i>
1	5.2957	58.841	58.841
2	1.8279	20.310	79.151
3	0.8749	9.721	88.872
4	0.3608	4.009	92.882
5	0.2894	3.216	96.097
6	0.1818	2.020	98.118
7	0.0879	0.976	99.094
8	0.0761	0.846	99.940
9	0.0054	0.060	100.000

Dans ce dernier cas, deux dimensions contiennent maintenant moins de 80% de la variabilité des données. On remarque aussi que la troisième dimension a pris de l'importance, mais pas encore suffisamment pour être significative. La Figure 70 présente des résultats semblables aux précédents :

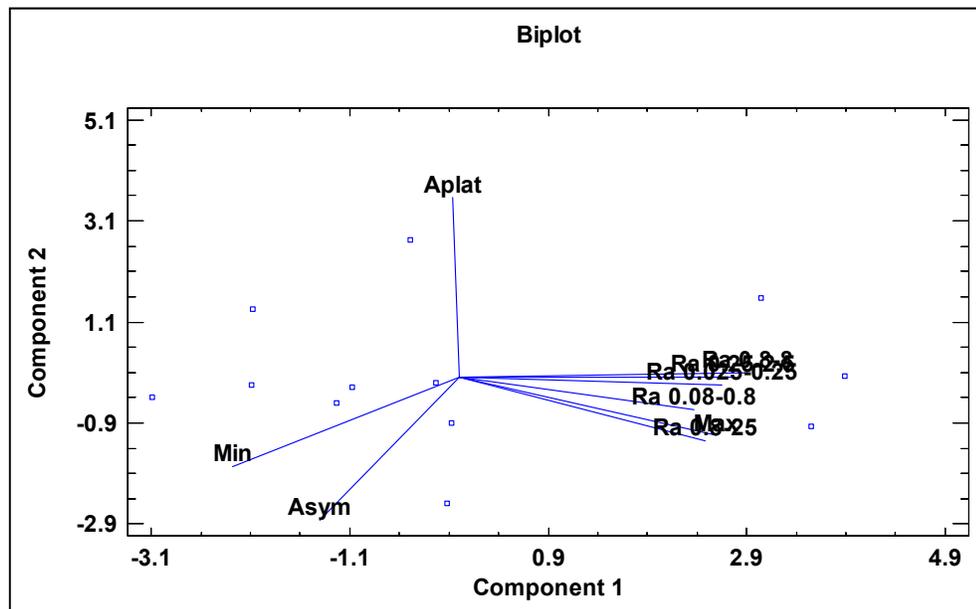


Figure 70 ACP Rugosité et statistiques de caractérisation (12 pièces)

Maintenant que le fini de surface a été profondément étudié et que plusieurs méthodes de caractérisation ont été confrontées, toujours à l'avantage de la nouvelle méthode proposée, on peut se demander quel est l'impact d'utiliser une réponse plutôt qu'une autre sur l'analyse d'un plan d'expérience.

6.5 Impact sur l'optimisation du fini de surface

On se souvient que ce jeu de 18 pièces est accompagné d'un plan d'expérience. Il est intéressant de vérifier l'impact de la réponse utilisée sur les résultats de l'analyse du plan. Après avoir proposé quelques astuces pour faciliter l'analyse de ce plan, plusieurs réponses différentes seront utilisées, dont certaines étant **le fruit de notre méthode originale**.

6.5.1 Analyse du plan d'expérience

Le plan d'expérience utilisé ici occasionne certaines difficultés d'analyse (Ryan, 2007). Il faudra premièrement identifier sa structure d'alias, c'est-à-dire le manque d'indépendance entre chacun des effets pouvant être estimés, comme par exemple les composantes linéaires, quadratiques et les interactions entre les paires de facteurs.

Par la suite, il faudra aussi trouver une façon d'identifier les effets significatifs. Le problème ici émane du fait qu'il y a plus d'effets potentiels à estimer que d'essais, ce qui engendre un manque de degrés de liberté.

Identification des alias

Le plan d'expérience utilisé en est un de type L18 ayant 6 facteurs à trois niveaux. Ce plan est populaire auprès des adeptes de la Méthode Taguchi (Roy, 2001). Ce plan possède une structure d'alias assez complexe qui peut offrir une certaine difficulté à être révélée. Lin (D. K. J. Lin, 1994) est un de ceux qui mentionnent la complexité des alias, qui sont composés de combinaisons linéaires d'interactions. Plutôt que de tenter de comprendre les fondements associés à la construction du plan, une façon plus astucieuse pour révéler les alias dans ce plan consiste à générer toutes les combinaisons de facteurs qui produisent les interactions et les composantes quadratiques pour ensuite analyser leurs corrélations. Cette dernière étape demande de coder les facteurs sur la plage : -1 (valeur inférieure), 0 (valeur intermédiaire) et +1 (valeur maximale). Par la suite, une analyse de corrélation permet de révéler les alias entre les effets.

Pour débiter, déterminons le nombre d'effets pouvant être appelés à être estimés. Nous avons six facteurs, dont voici les abréviations :

- Présence d'agent anti-retrait : LPA;
- Proportion de styrène : Styr;

- Proportion de charge : Charg;
- Temps de gel : t_gel;
- Gradient de température : Grad_T;
- Pression d'injection : Press.

Le nombre d'interactions entre les facteurs se calcule aisément par l'équation des combinaisons; ici, on détermine qu'il y a 15 façons de prendre deux facteurs parmi 6.

Tableau 38 Effets potentiels du plan d'expérience

Type d'effet	Quantité	Effets
Facteurs Composantes linéaires	6	LPA, Styr, Charg, t_gel, Grad_T et Press
Interactions doubles	15	LPA*Styr, LPA*Charg, LPA*t_gel, LPA*Grad_T, LPA*Press, Styr*Charg, Styr*t_gel, Styr*Grad_T, Styr*Press, Charg*t_gel, Charg*Grad_T, Charg*Press, t_gel*Grad_T, t_gel*Press, Grad_T*Press
Composantes quadratiques	6	LPA*LPA, Styr*Styr, Charg*Charg, t_gel*t_gel, Grad_T*Grad_T et Press*Press

On remarque que seules les interactions doubles ont été retenues. Ceci est en plein accord avec les règles de l'art. Maintenant que les effets sont déterminés, nous allons les coder en format -1, 0 et +1 afin d'améliorer les propriétés statistiques. Cette technique permet de réduire la corrélation entre les effets.

Codage des variables

Il est courant de coder les variables à deux niveaux avec les valeurs -1 et +1; -1 représentant la valeur inférieure et +1 la valeur supérieure. Dans le cas de variables à trois niveaux, le codage habituel est -1 pour la valeur inférieure, 0 pour la valeur centrale et +1 pour la valeur supérieure. Dans le cas présent, le plan d'expérience comprend six facteurs à trois modalités. Le

Tableau 39 présente le plan standard des essais en variables codées :

Tableau 39 Plan des essais en variables codées

LPA	Styr	Charg	t_gel	Grad_T	Press
-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	0	0	0	0	0
-1	1	1	1	1	1
0	-1	-1	0	0	1
0	0	0	1	1	-1
0	1	1	-1	-1	0
1	-1	0	-1	1	0
1	0	1	0	-1	1
1	1	-1	1	0	-1
-1	-1	1	1	0	0
-1	0	-1	-1	1	1
-1	1	0	0	-1	-1
0	-1	0	1	-1	1
0	0	1	-1	0	-1
0	1	-1	0	1	0
1	-1	1	0	1	-1
1	0	-1	1	-1	0
1	1	0	-1	0	1

C'est donc à partir du plan des effets, c'est-à-dire du plan des essais (réglages des facteurs) avec les interactions doubles et les composantes quadratiques, toujours en variables codées, que les corrélations entre ces effets seront étudiées.

Corrélations du plan L18

À partir de la matrice des essais du plan d'expérience, nous pouvons calculer la matrice des effets, c'est-à-dire de multiplier toutes les colonnes du plan deux à deux, ce qui ajoute les effets quadratiques (LPA*LPA) et les effets d'interactions (LPA*Styr) aux facteurs de base. Plus les effets sont orthogonaux (non corrélés), plus l'analyse est

simple à interpréter. Le Tableau 40 démontre la complexité des alias de ce plan. Son créateur, Genichi Taguchi, prône son utilisation dans un contexte suffisamment connu pour pouvoir choisir les effets à estimer. Ceci sous-entend que l'expérimentateur détermine à l'avance les effets à négliger (interactions et composantes quadratiques). Cet aspect de la méthode expérimentale proposée par Taguchi a été fortement critiqué.

Tableau 40 Corrélations entre les effets

Effet	LPA	Styr	Charg	t_gel	Grad_T	Press	LPA*	Styr*	Charg*	t_gel*	Grad_T*	Press*
	LPA	Styr	Charg	t_gel	Grad_T	Press	LPA	Styr	Charg	t_gel	Grad_T	Press
LPA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Styr	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Charg	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
t_gel	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Grad_T	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Press	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0

Effet	LPA*	LPA*	LPA*	LPA*	LPA*	Styr*	Styr*	Styr*	Styr*	Charg*	Charg*	Charg*	t_gel*	t_gel*	Grad_T*
	Styr	Charg	t_gel	Grad_T	Press	Charg	t_gel	Grad_T	Press	t_gel	Grad_T	Press	Grad_T	Press	Press
LPA	0	0	0	0	0	-0.306	0	-0.306	0	-0.612	0	0	-0.306	-0.306	-0.612
Styr	0	-0.3	0	-0.31	0	0	0	0	0	-0.306	-0.306	0.306	0.306	-0.306	0.306
Charg	-0.3	0	-0.612	0	0	0	-0.306	-0.306	0.306	0	0	0	0.306	0.306	-0.306
t_gel	0	-0.6	0	-0.31	-0.3062	-0.306	0	0.306	-0.306	0	0.306	0.306	0	0	-0.3061
Grad_T	-0.3	0	-0.306	0	-0.6124	-0.306	0.30618	0	0.3061	0.3061	0	-0.3061	0	-0.3061	0
Press	0	0	-0.306	-0.61	0	0.306	-0.3061	0.3061	0	0.3061	-0.3061	0	-0.3061	0	0

Comme on vient de le constater, les corrélations entre les effets du plan L18 sont assez complexes. De surcroît, les réglages des facteurs du plan d'expérience étudié ici ont un vice néfaste.

Conséquences de l'usage hétérodoxe du plan L18

Le plan d'expérience avec lequel nous travaillerons possède un vice fondamental quant aux valeurs choisies pour les réglages des facteurs LPA et t_gel. Ceux-ci possèdent les modalités suivantes :

- LPA : 5, 10 et 20;
- T_gel : 1, 3 et 10.

Tableau 41 Plan des essais en variables naturelles

LPA	Styr	Charg	t_gel	Grad_T	Press
5	0	0	1	5	30
5	4	20	3	10	60
5	8	40	10	15	90
10	0	0	3	10	90
10	4	20	10	15	30
10	8	40	1	5	60
20	0	20	1	15	60
20	4	40	3	5	90
20	8	0	10	10	30
5	0	40	10	10	60
5	4	0	1	15	90
5	8	20	3	5	30
10	0	20	10	5	90
10	4	40	1	10	30
10	8	0	3	15	60
20	0	40	3	15	30
20	4	0	10	5	60
20	8	20	1	10	90

Ceci est un usage hétérodoxe du plan d'expérience qui peut être introduit à cause de la nomenclature nominale de Taguchi, soit les niveaux 1, 2 et 3 qui n'explicitent pas la nécessité de l'équidistance. Comme on ne respecte pas l'équidistance des réglages, il n'est plus possible d'utiliser la notation -1, 0 et +1, car dans ces deux cas, la valeur centrale n'arrive plus sur le zéro. Il aurait été nettement préférable de choisir des valeurs centrales directement au centre de l'intervalle. Toutefois, comme les expériences ont été réalisées ainsi, il faut faire l'analyse avec ces valeurs. Ainsi, plutôt que d'utiliser les variables codées, nous travaillerons avec les valeurs naturelles par l'entremise de la régression multiple. La conséquence la plus grave est l'augmentation de la complexité des corrélations entre les effets, dont la perte d'orthogonalité entre les facteurs eux-mêmes.

Le Tableau 42 démontre clairement les graves conséquences de ne pas avoir utilisé des réglages équidistants. Par exemple, avec des corrélations de plus de 96% entre les facteurs et leurs composantes quadratiques, il est impossible de savoir si c'est la composante linéaire ou la quadratique qui a contribué à l'effet détecté.

Tableau 42 Corrélations importantes entre les effets – Variables naturelles

	LPA	Styr	Charg	t_gel	Grad_T	Press	LPA*LPA	Styr*Styr	Charg*Charg	t_gel*t_gel	Grad_T*Grad_T	Press*Press
LPA		0	0	0	0	0	0.9897	0	0	0	0	0
Styr	0		0	0	0	0	0	0.9608	0	0	0	0
Charg	0	0		0	0	0	0	0	0.9608	0	0	0
t_gel	0	0	0		0	0	0	0	0	0.9902	0	0
Grad_T	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0.9897	0
Press	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0.9897
LPA*Styr	0.5	0.7638	-0.1364	0.0693	-0.1364	0.0273	0.4949	0.7338	-0.1179	0.0863	-0.1687	0.0337
LPA*Charg	0.5	-0.1364	0.7638	-0.2655	0.0273	0.0273	0.4949	-0.1441	0.7338	-0.2788	0.0472	0.0472
LPA*t_gel	0.4953	0.0693	-0.2663	0.7661	-0.1447	-0.1447	0.4902	0.0315	-0.2244	0.7586	-0.1428	-0.1428
LPA*Grad_T	0.7559	-0.1031	0.0206	-0.1091	0.5774	-0.165	0.7482	-0.0495	-0.0099	-0.1084	0.5714	-0.1633
LPA*Press	0.7559	0.0206	0.0206	-0.1091	-0.165	0.5774	0.7482	0.0099	-0.0099	-0.1084	-0.1633	0.5714
Styr*Charg	-0.167	0.6124	0.6124	-0.1188	-0.1531	0.1531	-0.1736	0.5883	0.5883	-0.0993	-0.1389	0.1641
Styr*t_gel	0.0852	0.6075	-0.1193	0.6152	0.1736	-0.1193	0.1066	0.5837	-0.0782	0.6092	0.1772	-0.0993
Styr*Grad_T	-0.1146	0.8402	-0.105	0.1185	0.4201	0.105	-0.1191	0.8072	-0.0841	0.1209	0.4158	0.1126
Styr*Press	0.0229	0.8402	0.105	-0.0815	0.105	0.4201	0.0397	0.8072	0.1177	-0.0681	0.1126	0.4158
Charg*t_gel	-0.3267	-0.1193	0.6075	0.6152	0.1736	0.1736	-0.3034	-0.0782	0.5837	0.6092	0.1772	0.1772
Charg*Grad_T	0.0229	-0.105	0.8402	0.1185	0.4201	-0.105	0.0397	-0.0841	0.8072	0.1209	0.4158	-0.0953
Charg*Press	0.0229	0.105	0.8402	0.1185	-0.105	0.4201	0.0397	0.1177	0.8072	0.1209	-0.0953	0.4158
t_gel*Grad_T	-0.1215	0.1188	0.1188	0.842	0.4157	-0.0817	-0.1207	0.1213	0.1213	0.8337	0.4115	-0.068
t_gel*Press	-0.1215	-0.0817	0.1188	0.842	0.4157	-0.1207	-0.0535	0.1213	0.8337	-0.068	0.4115	0.4115
Grad_T*Press	-0.1482	0.0849	-0.0849	-0.0659	0.6794	0.6794	-0.1284	0.0952	-0.068	-0.0551	0.6724	0.6724
LPA*LPA	0.9897	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Styr*Styr	0	0.9608	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Charg*Charg	0	0	0.9608	0	0	0	0	0	0	0	0	0
t_gel*t_gel	0	0	0	0.9902	0	0	0	0	0	0	0	0
Grad_T*Grad_T	0	0	0	0	0.9897	0	0	0	0	0	0	0
Press*Press	0	0	0	0	0	0.9897	0	0	0	0	0	0

	LPA*Styr	LPA*Charg	LPA*t_gel	LPA*Grad_T	LPA*Press	Styr*Charg	Styr*t_gel	Styr*Grad_T	Styr*Press
LPA	0.5	0.5	0.4953	0.7559	0.7559	-0.167	0.0852	-0.1146	0.0229
Styr	0.7638	-0.1364	0.0693	-0.1031	0.0206	0.6124	0.6075	0.8402	0.8402
Charg	-0.1364	0.7638	-0.2663	0.0206	0.0206	0.6124	-0.1193	-0.105	0.105
t_gel	0.0693	-0.2655	0.7661	-0.1091	-0.1091	-0.1188	0.6152	0.1185	-0.0815
Grad_T	-0.1364	0.0273	-0.1447	0.5774	-0.165	-0.1531	0.1736	0.4201	0.105
Press	0.0273	0.0273	-0.1447	-0.165	0.5774	0.1531	-0.1193	0.105	0.4201
LPA*Styr		0.0089	0.3955	0.1957	0.4387	0.284	0.5043	0.5844	0.6531
LPA*Charg	0.0089		-0.1731	0.4387	0.4387	0.3174	-0.2947	-0.2521	0.0229
LPA*t_gel	0.3955	-0.1731		0.1896	0.1896	-0.2943	0.6025	0.0365	-0.1046
LPA*Grad_T	0.1957	0.4387	0.1896		0.3878	-0.2778	0.0403	0.026	-0.078
LPA*Press	0.4387	0.4387	0.1896	0.3878		0.0253	-0.1154	-0.078	0.2858
Styr*Charg	0.284	0.3174	-0.2943	-0.2778	0.0253		0.2724	0.4073	0.6646
Styr*t_gel	0.5043	-0.2947	0.6025	0.0403	-0.1154	0.2724		0.6654	0.4421
Styr*Grad_T	0.5844	-0.2521	0.0365	0.026	-0.078	0.4073	0.6654		0.8088
Styr*Press	0.6531	0.0229	-0.1046	-0.078	0.2858	0.6646	0.4421	0.8088	
Charg*t_gel	-0.2947	0.1776	0.0477	-0.2013	-0.2013	0.2724	0.2274	0.0547	0.0365
Charg*Grad_T	-0.2521	0.6302	-0.1824	0.3032	-0.1126	0.4073	0.0547	0.0147	0.0441
Charg*Press	0.0229	0.6302	-0.1824	-0.1126	0.3032	0.6646	0.0365	0.0441	0.3676
t_gel*Grad_T	0.0365	-0.1823	0.496	0.0569	-0.2737	0.0546	0.7017	0.3805	0.0748
t_gel*Press	-0.1045	-0.1823	0.496	-0.2737	0.0569	0.0364	0.4146	0.0748	0.0593
Grad_T*Press	-0.0834	-0.1205	-0.293	0.1681	0.1681	0.052	0.0884	0.44	0.44
LPA*LPA	0.4949	0.4949	0.4902	0.7482	0.7482	-0.1736	0.1066	-0.1191	0.0397
Styr*Styr	0.7338	-0.1441	0.0315	-0.0495	0.0099	0.5883	0.5837	0.8072	0.8072
Charg*Charg	-0.1179	0.7338	-0.2244	-0.0099	-0.0099	0.5883	-0.0782	-0.0841	0.1177
t_gel*t_gel	0.0863	-0.2788	0.7586	-0.1084	-0.1084	-0.0993	0.6092	0.1209	-0.0681
Grad_T*Grad_T	-0.1687	0.0472	-0.1428	0.5714	-0.1633	-0.1389	0.1772	0.4158	0.1126
Press*Press	0.0337	0.0472	-0.1428	-0.1633	0.5714	0.1641	-0.0993	0.1126	0.4158

	Charg*t_gel	Charg*Grad_T	Charg*Press	t_gel*Grad_T	t_gel*Press	Grad_T*Press
LPA	-0.3267	0.0229	0.0229	-0.1215	-0.1215	-0.1482
Styr	-0.1193	-0.105	0.105	0.1188	-0.0817	0.0849
Charg	0.6075	0.8402	0.8402	0.1188	0.1188	-0.0849
t_gel	0.6152	0.1185	0.1185	0.842	0.842	-0.0659
Grad_T	0.1736	0.4201	-0.105	0.4157	-0.0817	0.6794
Press	0.1736	-0.105	0.4201	-0.0817	0.4157	0.6794
LPA*Styr	-0.2947	-0.2521	0.0229	0.0365	-0.1045	-0.0834
LPA*Charg	0.1776	0.6302	0.6302	-0.1823	-0.1823	-0.1205
LPA*t_gel	0.0477	-0.1824	-0.1824	0.496	0.496	-0.293
LPA*Grad_T	-0.2013	0.3032	-0.1126	0.0569	-0.2737	0.1681
LPA*Press	-0.2013	-0.1126	0.3032	-0.2737	0.0569	0.1681
Styr*Charg	0.2724	0.4073	0.6646	0.0546	0.0364	0.052
Styr*t_gel	0.2274	0.0547	0.0365	0.7017	0.4146	0.0884
Styr*Grad_T	0.0547	0.0147	0.0441	0.3805	0.0748	0.44
Styr*Press	0.0365	0.0441	0.3676	0.0748	0.0593	0.44
Charg*t_gel		0.6654	0.6654	0.7017	0.7017	0.2027
Charg*Grad_T	0.6654		0.6324	0.3805	0.1715	0.1546
Charg*Press	0.6654	0.6324		0.1715	0.3805	0.1546
t_gel*Grad_T	0.7017	0.3805	0.1715		0.6382	0.1891
t_gel*Press	0.7017	0.1715	0.3805	0.6382		0.1891
Grad_T*Press	0.2027	0.1546	0.1546	0.1891	0.1891	
LPA*LPA	-0.3034	0.0397	0.0397	-0.1207	-0.1207	-0.1284
Styr*Styr	-0.0782	-0.0841	0.1177	0.1213	-0.0535	0.0952
Charg*Charg	0.5837	0.8072	0.8072	0.1213	0.1213	-0.068
t_gel*t_gel	0.6092	0.1209	0.1209	0.8337	0.8337	-0.0551
Grad_T*Grad_T	0.1772	0.4158	-0.0953	0.4115	-0.068	0.6724
Press*Press	0.1772	-0.0953	0.4158	-0.068	0.4115	0.6724

6.5.2 Méthode d'analyse

Une telle structure d'alias complexifie l'analyse du plan. Comme il y a une certaine confusion (corrélation) entre les effets, ceci implique qu'une partie de la même information est parfois contenue dans plus d'un effet. Ce cas est bien connu des utilisateurs des outils de régression statistique, qui utilisent alors la régression pas-à-pas.

Régression pas-à-pas

Une approche pour surmonter ce problème consiste à utiliser un algorithme de régression pas-à-pas. Ce type d'algorithme ne choisit que les effets les plus significatifs et tient compte de l'information déjà contenue dans les effets inclus dans le modèle avant de vérifier si l'ajout d'un autre effet apporte quelque chose de plus. Pour un tel plan, comportant des corrélations importantes entre plusieurs effets, Ryan (Ryan, 2007) affirme qu'une solution logique est d'utiliser une méthode de sélection des variables, comme la régression pas-à-pas, et d'ensuite estimer les effets des variables ayant démontré le plus de signal.

6.5.3 Réponse : Ra

L'analyse du plan d'expérience en utilisant la rugosité comme réponse est intéressante afin de comparer les résultats obtenus avec ceux de la littérature et avec les résultats des analyses qui suivront, soit ceux de la méthode proposée de caractérisation du fini de surface. Nous ferons plusieurs analyses et résumerons les résultats ensuite. Débutons avec l'analyse du plan avec la réponse Ra 0.8-25.

Tableau 43 ANAVAR ln(Ra 0.8-25) – 18 essais

		<i>Standard</i>	<i>T</i>	
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Error</i>	<i>Statistic</i>	<i>P-Value</i>
CONSTANT	5.0999	0.4104	12.4272	0.0000
LPA	-0.7752	0.0710	-10.9138	0.0000
Charg	-0.0127	0.0038	-3.3120	0.0056
Grad T*Press	-0.0006	0.0002	-3.6439	0.0030
LPA*LPA	0.0247	0.0027	9.0472	0.0000

Analysis of Variance

<i>Source</i>	<i>Sum of Squares</i>	<i>Df</i>	<i>Mean Square</i>	<i>F-Ratio</i>	<i>P-Value</i>
Model	19.6772	4	4.9193	69.82	0.0000
Residual	0.9159	13	0.0705		
Total (Corr.)	20.5931	17			

R-squared = 95.5524 percent

R-squared (adjusted for d.f.) = 94.1839 percent

Ce modèle semble très bien expliquer la variabilité des données, car le coefficient de détermination, R^2 , est très élevé. Le coefficient de détermination ajusté, R^2_{adj} , qui tient compte du niveau d'explication et du nombre d'effets estimés est préférable pour comparer des modèles comprenant un nombre différents d'effets. Nous poursuivons avec des analyses similaires pour les autres seuils de coupure.

Les cinq modèles développés sont résumé dans le Tableau 44

Tableau 44 Résumé des cinq analyses du Ra et se distinguent de celui trouvé par Palardy (Palardy et al., 2008). Dans son cas, les effets ont été déterminés avec un seuil de coupure selon une méthode semblable à la nôtre et les coefficients de ces effets ont ensuite été réévalués pour d'autres seuils de coupure. Nous avons préféré reprendre l'analyse à plus haut niveau avec chacun des seuils de coupure fréquentielle, ce qui explique les ensembles différents d'effets pour chaque seuil.

Tableau 44 Résumé des cinq analyses du Ra

Modèles de cette étude			Modèle de Palardy (2008)	
Seuil de coupeure	Effets	R ²	Effets	R ²
Ra 0.8-25	LPA Charg Grad_T*Press LPA*LPA	0.956	LPA Charg Grad_T Press LPA*LPA	0.96
Ra 0.8-8	LPA Press*Press Charge*Grad_T LPA*LPA	0.972	LPA Charg Grad_T Press LPA*LPA	0.96
Ra 0.25-2.5	LPA Charg Grad_T Grad_T*Press LPA*LPA t_gel*t_gel	0.968	LPA Charg Grad_T Press LPA*LPA	0.96
Ra 0.08-0.8	LPA Grad_T*Press Charg*Charg LPA*LPA	0.917		
Ra 0.025-0.25	LPA*Charg	0.394		

Ces modèles ont souvent des points en commun, dont les effets LPA, Charg et LPA*LPA. On comprend qu'avec une structure d'alias comme celle du plan utilisé,

lorsqu'on utilise la régression pas-à-pas, les résultats peuvent varier quant aux petits ajustements finaux.

La complexité de l'analyse de ce plan d'expérience nous sensibilise à toujours respecter l'équidistance des réglages pour privilégier des plans orthogonaux. Par exemple, des plans factoriels fractionnaires ou des plans de surface de réponse classiques tels ceux de Box-Behnken ou les composites centraux. Ces derniers n'auraient pas engendré de telles complications. Bien que Genichi Taguchi ait eu une contribution majeure avec ses concepts de robustesse, plusieurs de ses outils sont souvent critiqués. L'usage du plan L18 en est un exemple. Mentionnons que Taguchi a renommé des plans existants (principalement ceux de Plackett-Burman).

Ces dernières analyses avec différents seuils de coupure fréquentielle du Ra démontrent bien que les résultats peuvent varier considérablement selon le seuil de coupure utilisé. Il faut donc toujours rester critique envers des résultats de fini de surface lorsque mesurés par la rugosité.

6.5.4 Réponse : Première composante principale des analyses visuelles

On se souvient que les 18 pièces du plan d'expérience ont été évaluées selon cinq critères. Une analyse en composantes principales a d'ailleurs fournit une variable synthèse permettant de résumer l'ensemble de l'information dans une seule variable. Nous pouvons reprendre cette variable synthèse comme réponse du plan d'expérience et l'analyser. Toujours en appliquant la même méthode de régression pas-à-pas, nous obtenons les résultats suivants :

Tableau 45 ANAVAR sur la réponse CP1 Visu

		Standard	T		
Parameter	Estimate	Error	Statistic	P-Value	
CONSTANT	1.3871	0.1609	8.6226	0	
LPA	2.1386	0.1137	18.8008	0	
Charg	0.5539	0.1137	4.8692	0.0002	
LPA*LPA	-2.0806	0.1970	-10.5605	0	
Analysis of Variance					
Source	Sum of Squares	Df	Mean Square	F-Ratio	P-Value
Model	75.8793	3	25.2931	162.9	0
Residual	2.1737	14	0.1553		
Total (Corr.)	78.0530	17			
R-squared = 97.22 percent					
R-squared (adjusted for d.f.) = 96.62 percent					

Parmi les faits saillants de cette analyse, on retrouve les trois effets qui étaient systématiquement présents dans les analyses précédentes. Le niveau d'explication est très élevé et il n'est plus nécessaire de d'appliquer la transformation logarithmique pour avoir des résidus conformes. Nous obtenons finalement un modèle plus simple, comprenant moins de termes, sans transformation de la réponse et qui explique autant sinon plus que ceux précédents. Voilà un avantage intéressant.

6.5.5 Réponse : Regroupements automatiques sur les analyses visuelles

Toujours dans le cadre des évaluations visuelles des 18 pièces du plan d'expérience, une autre façon de déterminer une métrique pour la réponse du plan consiste à travailler directement avec les cinq critères et en faisant des regroupements automatiques. Ainsi, la réponse à utiliser pour l'analyse du plan d'expérience peut être le rang du classement.

On se doute que cette métrique performera moins bien, car un rang n'est qu'une mesure d'ordre et ne tient pas compte de la distance entre les positions. Par exemple, le troisième groupe pourrait être beaucoup plus loin que trois fois plus loin que le premier. De plus, il faudra surveiller la numérotation des groupes, car ce genre d'algorithme ne garantit pas de fournir des groupes ordonnés. Le Tableau 46 rappelle les regroupements automatiques réalisés auxquels on a ajouté une nouvelle colonne pour y trouver le rang de chaque groupe.

Tableau 46 Rappel des regroupements automatiques d'évaluations visuelles

	Lustre	Cavités	Rides	Ondul.	Douceur	CP1	Groupe	Réponse
Poids :	0.455595	0.439913	0.454281	0.424678	0.460638			
Pièce								
1	1	1	1	3	1	-3.7342	1	1
12	1	3	2	2	2	-3.0065	5	2
10	1	3	2	3	2	-2.6894	5	2
11	1	3	2	3	2	-2.6894	5	2
2	1	2	2	4	2	-2.6552	2	3
3	2	2	2	4	3	-2.2180	2	3
15	5	4	5	5	5	0.4945	6	4
9	4	5	4	6	5	0.6378	3	5
17	5	5	5	5	5	0.7773	6	4
4	5	4	4	6	6	0.7922	3	5
7	4	5	5	6	6	1.1168	3	5
13	6	5	6	5	6	1.4638	4	6
8	5	5	6	6	6	1.5734	4	6
14	6	5	6	6	6	1.7809	4	6
5	6	6	5	6	6	1.8146	4	6
6	6	6	6	5	7	1.9766	4	6
18	6	6	6	6	6	2.0638	4	6
16	7	6	6	6	7	2.5011	4	6

À partir de ces derniers résultats, on applique la procédure d'analyse de régression pas-à-pas pour obtenir les résultats suivants :

Tableau 47 ANAVAR sur les regroupements automatiques des évaluations visuelles

		Standard	T			
Parameter	Estimate	Error	Statistic	P-Value		
CONSTANT	4.3333	0.2184	19.8458	0		
Charg*t_gel	-1.0182	0.3533	-2.8819	0.0114		
Grad_T*Press	-1.6182	0.3533	-4.5801	0.0004		
Analysis of Variance						
Source	Sum of Squares	Df	Mean Square	F-Ratio	P-Value	
Model	39.1273	2	19.5636	22.8	0	
Residual	12.8727	15	0.8582			
Total (Corr.)	52	17				
R-squared = 75.24 percent						
R-squared (adjusted for d.f.) = 71.94 percent						

Ce critère est moins performant, car le niveau d'explication est nettement inférieur aux modèles précédents et les effets retenus sont étonnants. On peut commenter cette situation selon deux aspects. Premièrement, comme cette métrique est moins précise, on s'attendait à une baisse de rendement. Deuxièmement, en ce qui concerne les effets retenus, nous savons que ce plan d'expérience est truffé d'effets fortement corrélés. Le Tableau 48 rappelle la complexité des alias :

Tableau 48 Alias des effets pour Groupe

Effet	LPA	Charg	Charg*t_gel	Grad_T*Press	LPA*LPA
LPA	1	0	-0.6124	-0.6124	0
Charg	0	1	0	-0.3062	0
Charg*t_gel	-0.6124	0	1	0.375	0.3536
Grad_T*Press	-0.6124	-0.3062	0.375	1	0.3536
LPA*LPA	0	0	0.3536	0.3536	1

On constate que les effets attendus sont bien en lien avec ceux retenus, mais la chaîne de cascades pour les relier est plutôt complexe. Pour éviter la perte d'information associée à l'utilisation d'une réponse de rang, on peut tenter d'utiliser la distance entre les groupes.

6.5.6 Réponse : Chemin le court sur les distances des regroupements

À partir des regroupements automatiques, il est possible de déterminer des distances entre les pièces. En fait, l'algorithme de regroupement fournit des distances euclidiennes entre les pièces, et éventuellement entre une pièce et le centre de gravité d'un groupe de pièces. Ce dernier concept occasionnera une certaine erreur dans les distances calculées, mais ce sera, de toute évidence, mieux que le classement par numéro de regroupement. Le Tableau 49 constitue le tableau des distances produit par l'algorithme de regroupement automatique :

Tableau 49 Distance entre les pièces

Agglomeration Schedule
 Clustering Method: Ward's
 Distance Metric: Euclidean

	<i>Combined</i>	<i>Combined</i>		<i>Previous Stage</i>	<i>Previous Stage</i>	<i>Next</i>
<i>Stage</i>	<i>Cluster 1</i>	<i>Cluster 2</i>	<i>Distance</i>	<i>Cluster 1</i>	<i>Cluster 2</i>	<i>Stage</i>
1	10	11	0.0000	0	0	9
2	8	14	0.2277	0	0	11
3	5	18	0.5019	0	0	8
4	15	17	0.8235	0	0	13
5	2	3	1.1612	0	0	14
6	7	9	1.5320	0	0	10
7	6	13	1.9389	0	0	12
8	5	16	2.3627	3	0	11
9	10	12	2.8605	1	0	15
10	4	7	3.3678	0	6	13
11	5	8	4.0300	8	2	12
12	5	6	4.7217	11	7	16
13	4	15	5.5246	10	4	16
14	1	2	6.3475	0	5	15
15	1	10	7.5812	14	9	17
16	4	5	9.5548	13	12	17
17	1	4	22.7835	15	16	0

De ce dernier tableau, nous obtenons toute l'information nécessaire pour construire un problème du chemin le plus court. L'algorithme du chemin le plus court est très connu en optimisation. Ici, nous devons choisir une pièce qui servira de référence pour calculer les distances par rapport aux autres. Le choix le plus intuitif est de prendre la plus belle pièce comme référence. Ici, nous avons choisi la pièce #16. La Figure 71 est une saisie d'écran du module d'optimisation des réseaux du logiciel WinQSB. À partir de ce tableau des distances, nous obtenons les plus courts chemins entre chaque pièce. Le Figure 72 présente une copie d'écran de ces résultats.

From \ To	Node1	Node2	Node3	Node4	Node5	Node6	Node7	Node8	Node9	Node10	Node11	Node12	Node13	Node14	Node15	Node16	Node17	Node18
Node1		6.35		22.78						7.58								
Node2	6.35		1.16															
Node3		1.16																
Node4	22.78				9.55		3.37								5.52			
Node5					9.55	4.72	4.03							1.94		2.36		0.50
Node6					4.72													
Node7					3.37				1.53									
Node8					4.03									0.23				
Node9							1.53											
Node10	7.58																	
Node11									0									
Node12									2.86									
Node13						1.94												
Node14													0.23					
Node15					5.52													0.82
Node16						2.36												
Node17															0.82			
Node18						0.50												

Figure 71 Description des distances pour calculer le chemin le plus court

05-30-2010	From	To	Distance/Cost	Cumulative Distance/Cost
1	Node16	Node5	2.36	2.36
2	Node5	Node4	9.55	11.91
3	Node4	Node1	22.78	34.69
	From Node16	To Node1	=	34.69
	From Node16	To Node2	=	41.04
	From Node16	To Node3	=	42.20
	From Node16	To Node4	=	11.91
	From Node16	To Node5	=	2.36
	From Node16	To Node6	=	7.08
	From Node16	To Node7	=	15.28
	From Node16	To Node8	=	6.39
	From Node16	To Node9	=	16.81
	From Node16	To Node10	=	42.27
	From Node16	To Node11	=	42.27
	From Node16	To Node12	=	45.13
	From Node16	To Node13	=	9.02
	From Node16	To Node14	=	6.62
	From Node16	To Node15	=	17.43
	From Node16	To Node17	=	18.25
	From Node16	To Node18	=	2.86

Figure 72 Distances entre les pièces

À partir des distances calculées ainsi, nous pouvons les utiliser comme réponses dans le plan d'expérience. Voilà une façon permettant de quantifier la qualité des fins de

surface par rapport à celle ayant le meilleur. Le Tableau 50 fournit les résultats de l'ANAVAR du plan avec cette réponse.

Tableau 50 ANAVAR sur les distances

		Standard	T		
Parameter	Estimate	Error	Statistic	P-Value	
CONSTANT	13.4214	1.3308	10.0854	0	
LPA	-12.2963	0.9203	-13.3610	0	
t_gel	2.5044	0.7848	3.1909	0.0086	
Styr*Press	-4.0950	0.9263	-4.4210	0.001	
Grad_T*Press	6.7424	1.2845	5.2491	0.0003	
LPA*LPA	15.2055	1.4246	10.6736	0	
Press*Press	-5.2033	1.1417	-4.5576	0.0008	
Analysis of Variance					
Source	Sum of Squares	Df	Mean Square	F-Ratio	P-Value
Model	4481.51	6	746.918	143.26	0
Residual	57.3521	11	5.2138		
Total (Corr.)	4538.86	17			
R-squared = 98.74 percent					
R-squared (adjusted for d.f.) = 98.03 percent					

On retrouve un modèle assez sophistiqué qui possède un excellent niveau d'explication de la variabilité. De plus, il ne nécessite pas de transformation pour obtenir des résidus acceptables. On peut aussi mentionner que les deux effets les plus forts sont LPA et LPA*LPA. Rappelons que ces deux effets étaient présents dans les analyses où la réponse était une rugosité, calculée avec un seuil de coupure fréquentielle donné.

6.5.7 Réponse : Distance de Mahalanobis

La distance de Mahalanobis est une métrique multidimensionnelle servant à mesurer l'écart de similarité entre un point et une masse de données (Taguchi, Chowdhury, & Wu, 2005). Contrairement à la distance euclidienne, cette métrique à l'avantage d'être indépendante des unités de mesure et tient compte des corrélations entre les différentes variables (Yang & Trewn, 2004). Ainsi, pour un ellipsoïde de données, les distances euclidiennes de chacun des points pourront avoir des distances de Mahalanobis très différentes d'un axe à l'autre selon la dilation des axes principaux de ce nuage de points.

En pratique, il est préférable de ne prendre comme données de référence que les points ayant des propriétés intéressantes. Ici, nous définirons l'ensemble des données de référence comme étant celles du groupe # 6 qui a été déterminé par les regroupements automatiques, soit le groupe des plus belles pièces. C'est donc à partir de cet ensemble de sept pièces que les distances de Mahalanobis sont calculées. Le Tableau 51 rappelle les données utilisées pour calculer les distances de Mahalanobis et fournit aussi ces distances :

Tableau 51 Distances de Mahalanobis

Pièce	Min	Max	Asym	Aplat	Groupe	Mahalanobis par rapport au groupe #6
1	-0.0181	0.0390	0.4005	3.4391	1	13239.26
2	-0.0133	0.0199	0.1059	2.4526	3	2416.76
3	-0.0122	0.0168	0.1038	3.5726	3	1712.43
4	-0.0030	0.0021	-0.1754	4.3347	5	0.81
5	-0.0028	0.0023	-0.3042	2.9762	6	4.60
6	-0.0021	0.0025	-0.2427	3.6017	6	3.74
7	-0.0036	0.0018	-0.2376	3.1567	5	17.83
8	-0.0034	0.0017	-0.4020	5.2815	6	1.48
9	-0.0073	0.0037	-0.2893	2.6230	5	32.77
10	-0.0070	0.0099	0.1891	2.4933	2	424.48
11	-0.0049	0.0147	0.2456	6.0611	2	2284.63
12	-0.0143	0.0119	-0.0598	2.5100	2	401.51
13	-0.0033	0.0034	0.0973	1.8754	6	4.15
14	-0.0077	0.0022	-0.4150	7.3229	6	4.70
15	-0.0065	0.0036	-0.3230	5.0528	4	10.04
16	-0.0015	0.0014	-0.0872	3.7608	6	4.51
17	-0.0060	0.0032	-0.8132	4.6016	4	33.35
18	-0.0031	0.0024	-0.1229	3.9614	6	0.82

De ces distances, si nous appliquons de nouveau la procédure d'analyse du plan d'expérience, nous obtenons les résultats présentés au Tableau 52.

Tableau 52 ANAVAR sur les distances de Mahalanobis

<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard</i>	<i>T</i>	
		<i>Error</i>	<i>Statistic</i>	<i>P-Value</i>
CONSTANTE	17.108	1.087	15.742	0.0000
LPA	-1.689	0.258	-6.556	0.0001
Charge	-0.155	0.035	-4.451	0.0016
LPA*Pression	-0.006	0.001	-5.087	0.0007
Charge*Pression	0.002	0.001	3.560	0.0061
t_gel*Grad_T	-0.012	0.005	-2.342	0.0439
Styrène*Pression	0.004	0.002	2.289	0.0479
LPA*LPA	0.068	0.008	8.079	0.0000
Styrène*Styrène	-0.039	0.014	-2.755	0.0223

Analysis of Variance

<i>Source</i>	<i>Sum of Squares</i>	<i>Df</i>	<i>Mean Square</i>	<i>F-Ratio</i>	<i>P-Value</i>
Modèle	155.547	8	19.443	38.11	0.0000
Résidu	4.59113	9	0.510		
Total (Corr.)	160.138	17			

R-squared = 97.13 percent

R-squared (adjusted for d.f.) = 94.58 percent

Cette dernière analyse est encore basée sur la transformation logarithmique (ln) de la réponse. Ce modèle possède un excellent niveau d'explication, mais est toutefois complexe. (Dans cette section, le but n'était pas de trouver les réglages optimaux du procédé duquel les données ont été retirées, mais bien de démontrer que le choix de la réponse impacte la prescription d'optimisation.)

6.5.8 Bilan des différentes analyses (différentes réponses)

Rappelons que la méthodologie de caractérisation du fini de surface proposée est premièrement destinée à être utilisée dans un contexte d'optimisation empirique. Les dernières analyses du même plan d'expérience ont bien montré l'impact du choix de la réponse sur le modèle empirique retiré. On se souvient que trois familles de réponses ont été considérées, soit les mesures de rugosités, les évaluations visuelles et les résultats de caractérisation produits par la méthodologie proposée.

Les réponses en lien avec la rugosité ont démontré que le seuil de coupure fréquentiel avait une influence sur le modèle retenu. Ceci induit une complication quant au choix du seuil de coupure. On pourrait penser utiliser plusieurs résultats de rugosité ayant des seuils de coupure différents. Toutefois, la Figure 70 *ACP Rugosité et statistiques de caractérisation (12 pièces)* a bien démontré la richesse de l'information des quatre variables de caractérisation par rapport aux données de rugosité, qui étaient toutes regroupées, donc très redondantes.

Pour les analyses portant sur les évaluations visuelles, nous avons vu que la variable synthèse des analyses visuelles, c'est-à-dire la première composante principale, a donné de bons résultats, soit un modèle simple avec un très haut niveau d'explication. De plus, en guise de comparaison, une autre analyse du plan d'expérience a aussi été faite avec les regroupements automatiques. Comme prévu, les numéros des regroupements automatiques n'ont pas offerts une bonne performance. Ceci était prévisible puisqu'une telle variable en est une d'ordre, qui implique qu'on perd l'importance des distances entre chaque groupe.

Finalement, le plan d'expérience a été analysé en prenant comme réponse l'information retirée de la nouvelle méthodologie de caractérisation proposée (min, max, asymétrie et aplatissement). À partir des quatre variables de caractérisation, deux approches ont été appliquées. La première consistait à prendre les distances fournies par l'algorithme de regroupements automatiques et d'appliquer l'algorithme du chemin le plus court pour calculer les distances entre la meilleure pièce et chacune des autres. Ceci a produit un modèle ayant un niveau d'explication très élevé. On sait toutefois que cette dernière façon de faire induit de la distorsion dans le calcul des distances puisqu'il faut passer d'une pièce à l'autre plutôt que de calculer la distance en ligne droite entre deux pièces. Cet effet est encore plus critique lorsque peu de données sont utilisées. Finalement, nous avons aussi utilisé la distance de Mahalanobis pour évaluer la distance entre les pièces. Ceci a produit un modèle ayant un niveau d'explication extrêmement élevé. Cette méthode semble très intéressante, même si la transformation logarithmique décimale a dû être utilisée.

CONCLUSION

À très haut niveau, cette recherche s'inscrit dans le contexte de la réduction des émissions polluantes en facilitant l'utilisation de composites pour réduire le poids des véhicules. On a vu que pour utiliser plus de composites, il fallait obtenir un procédé performant tant du point de vue de la rapidité, des coûts que de la qualité du fini de surface. Le procédé RTM présente beaucoup de potentiel, entre autres pour son investissement faible, en raison de sa faible pression d'injection, eu égard aux performances déjà atteintes, mais il est aussi reconnu qu'il existe encore un grand besoin de l'améliorer, ne serait-ce que du point de vue de sa répétabilité.

Comme il n'existe pas encore de théorie permettant de modéliser les finis de surface résultants, l'approche empirique devient nécessaire. Ici, la théorie des plans d'expérience est toute désignée même si, malheureusement, son application ne soit pas encore très répandue dans la littérature du domaine. L'usage de ces méthodes expérimentales performantes est donc fortement recommandé. Un important prérequis à l'utilisation d'un plan d'expérience est d'avoir une réponse quantitative représentant bien le phénomène. Cette réponse peut être exprimée par une ou plusieurs variables. Voilà pourquoi cette recherche s'est principalement concentrée sur cet aspect.

Bien que plusieurs instruments existent pour évaluer le fini de surface, nous justifions notre choix d'avoir retenu le rugosimètre par des raisons de disponibilité, d'économie et parce que nous soutenons l'hypothèse que le profil mesuré contient beaucoup plus d'information que ce que contient une statistique de rugosité comme le R_a . Nous avons d'ailleurs démontré les lacunes d'utiliser directement les statistiques calculées, comme le R_a , comme indicateur du fini de surface. L'utilisation du R_a calculé par le rugosimètre s'avère sensible au seuil de coupure fréquentielle, bien qu'il existe beaucoup

d'informations redondantes quand on utilise différents seuils. Le fait de devoir choisir une norme de calcul et un seuil de coupure fréquentiel avant de prendre les mesures représente un handicap.

Afin de mettre en œuvre une analyse multidimensionnelle des profils bruts, nous avons dû déterminer une procédure de redressement pour retirer les défauts de forme. Ensuite, nous avons évalué plusieurs grandeurs statistiques en s'inspirant des techniques de traitement du signal (analyse de Fourier, énergie de l'onde), de la statistique classique (minimum, maximum, asymétrie, aplatissement, variance, etc.), des séries chronologiques (autocorrélation) ou simplement de l'intuition (longueur totale des segments du profil). En s'appuyant sur une analyse en composantes principales, nous avons retenu quatre variables de caractérisation (minimum, maximum, asymétrie et aplatissement). Bien que d'allure élémentaire, ces quatre variables sont très complémentaires, car elles comprennent pratiquement toute l'information comprise dans l'ensemble des statistiques précédemment calculées. D'ailleurs, elles sont beaucoup plus riches d'information que les valeurs de Ra avec différents seuils de coupure fréquentielle.

Nous avons vu que ces quatre variables de caractérisation peuvent même fournir de l'information sur les types de défauts prédominants (minimum pour les cavités, maximum pour les aspérités, asymétrie pour les crêtes tronquées et aplatissement pour les dénivellations importantes. Nous avons vu que ces quatre variables peuvent être agrégées. Parce qu'elles contiennent tout de même de l'information redondante, donc de l'information corrélée, l'usage de la distance de Mahalanobis s'est démontrée utile et pratique pour faire cette agrégation. Ainsi, cette méthodologie de caractérisation, fondée sur l'utilisation de profils bruts mesurés par un rugosimètre et l'usage de quatre variables, représente la principale contribution de cette recherche.

Outre le développement de la méthodologie de caractérisation du fini de surface, cette recherche a aussi soulevé des mises en garde envers certaines pratiques. La reprise minutieuse d'une expérience déjà publiée a permis de démontrer l'utilité des analyses multidimensionnelles, entre autres, en démontrant des possibilités d'agréger plusieurs réponses et en établissant des liens entre différentes familles de réponses (visuelles, rugosité, méthodologie proposée). L'analyse de données supplémentaires de rugosité encore jamais publiées a permis de pointer encore une fois les lacunes de la rugosité.

L'analyse de la structure des alias du plan d'expérience de type L18, a révélé un néfaste réseau de corrélation entre plusieurs effets calculés. Sans vouloir limiter la contribution de Genichi Taguchi, il faut tout de même reconnaître que les plans d'expérience classiques sont beaucoup plus explicites au niveau des alias, ce qui peut faciliter l'analyse. De plus, nous avons vu que le simple fait de ne pas avoir utilisé des plages équidistantes sur seulement deux des six facteurs du plan L18 a totalement corrélié tous les effets linéaires à leurs homonymes quadratiques, ceci faisant perdre toute capacité de distinguer les effets linéaires de ceux quadratiques.

Pour surmonter le problème de la corrélation entre les effets, un algorithme de régression pas-à-pas a été utilisé pour générer des modèles de régression. Encore une fois, lorsque le plan d'expérience a été analysé avec des réponses de rugosité, on a observé une sensibilité envers le seuil de coupure fréquentielle retenu. La méthode proposée a fourni d'excellents résultats et semble la plus commode à appliquer, entre autres parce qu'elle ne nécessite pas de choix a priori.

Discussion

Ce travail apporte des solutions intéressantes pour caractériser le fini de surface de pièces en composites. Toutefois, certaines questions peuvent être soulevées. Une des premières concerne probablement le mode d'échantillonnage des pièces. Comme la méthodologie proposée repose sur l'utilisation d'un rugosimètre, qui n'échantillonne que des segments de droite sur les pièces, il peut devenir difficile de détecter tous les défauts d'une pièce. Par exemple, comme plusieurs défauts sont répartis plutôt aléatoirement, l'usage d'un patron fixe d'échantillonnage a peu de chance de tout détecter, à moins d'avoir une très grande densité d'échantillonnage, ce qui nécessiterait un temps de prise de mesures probablement trop long. Pour cette raison, une approche consistant à faire un premier survol visuel, puis à ne mesurer qu'aux endroits semblant critiques semble plus facilement applicable. On comprend toutefois qu'on introduit ainsi un jugement humain dans la chaîne de mesure.

On a vu que les quatre variables retenues pour caractériser le fini de surface retirent beaucoup plus d'information que les statistiques de rugosité (R_a). Ceci est intéressant, mais engendre un autre problème : les quatre variables doivent être agrégées. Il pourrait être tentant de combiner ces quatre données par une distance euclidienne et même de les pondérer afin d'obtenir un résultat moyen pour chaque zone évaluée. Bien qu'intuitivement attirante, il faut se souvenir que les différentes variables de caractérisation comprennent de l'information redondante, de là l'intérêt d'utiliser une métrique mieux adaptée, qui tient compte de la corrélation entre les variables, soit la distance de Mahalanobis.

Comme la distance de Mahalanobis permet de bien mesurer les écarts entre chaque zone mesurée, nous avons obtenu ainsi une réponse unidimensionnelle qui convient très bien

à notre besoin, c'est-à-dire d'avoir une réponse quantitative objective pour un plan d'expérience. Dans le cas où des regroupements étaient désirés, il serait intéressant d'établir les groupes à partir de cette métrique.

En ce qui concerne le plan d'expérience L18 qui a été utilisé pour l'ensemble de 18 pièces, on a remarqué que la structure d'alias de base était déjà très complexe. L'usage hétérodoxe de ne pas avoir garanti des réglages équidistants pour seulement deux facteurs a empiré la complexité des alias au point de confondre totalement les effets linéaires des facteurs avec leur effet quadratique. Dans le cas où l'on désirerait continuer l'analyse de ces données, l'utilisation d'un plan optimal pourrait proposer le nombre minimal d'essais, et les configurations à tester, pour permettre de distinguer les effets retenus. Ce cas nous rappelle que les plans d'expérience classiques offrent des propriétés souvent très avantageuses par rapport à ceux favorisés par Taguchi.

Une dernière préoccupation en est une de développement durable. Alors que le contexte général de cette étude cadre bien avec la réduction des émissions polluantes, le moyen utilisé concerne la plus grande utilisation de composites thermosensibles. Présentement, de telles pièces ne sont pratiquement pas recyclables, ce qui contrevient à l'esprit du développement durable. Il faut toutefois savoir que des travaux se concentrent sur la recherche de résines et des fibres biodégradables, ce qui devrait régler une grande part du problème associé à la disposition des pièces actuelles en composites. De là, l'intérêt de focaliser plus sur la méthodologie d'optimisation du fini de surface que sur les réglages eux-mêmes, car dès que les nouvelles résines et fibres seront prêtes, il faudra refaire une analyse similaire avec ces nouveaux matériaux.

Généralisation potentielle et limitations

La méthodologie de caractérisation du fini de surface proposée a été appliquée sur des données simulées, puis sur un lot de 48 pièces ayant été fabriquées selon la méthode RTM avec un petit moule thermique et finalement sur un lot de 18 pièces ayant été fabriquées aussi selon la méthode RTM, mais sur un gros moule thermique. De plus, parmi toutes les pièces fabriquées, une grande plage de finis de surface a été observée, allant de pièces ayant un excellent fini à d'autres ayant un fini médiocre. Chaque pièce a été mesurée plus d'une fois, ce qui a augmenté la taille de l'échantillon des mesures.

À partir de ces résultats, comme la méthodologie proposée s'est montrée relativement stable, c'est-à-dire que les quatre critères de caractérisation (min, max, asymétrie et aplatissement) démontraient une bonne complémentarité et qu'ils contenaient plus d'information que les données brutes de rugosité, on peut donc reconnaître que cette méthodologie possède un certain potentiel de généralisation. Toutefois, il faut aussi admettre que tous ces résultats ne reposent que sur quelques dizaines de pièces et qu'il serait prématuré de déclarer cette méthodologie universellement applicable sans l'avoir validée sur une gamme de pièces plus élaborée.

En ce qui concerne la généralisation de l'utilisation de cette méthodologie de caractérisation, il faut aussi tenir compte qu'elle utilise des outils statistiques assez sophistiqués. Comme ces méthodes statistiques ne sont pas nécessairement connues ou maîtrisées dans la communauté des composites, on comprend qu'une formation sur certaines méthodes statistiques multidimensionnelles devient nécessaire pour son déploiement. Ici, il est évident qu'une application intégrée, par exemple sur MATLAB ou EXCEL, pourrait grandement faciliter son utilisation.

Une limitation intrinsèque de cette méthodologie de caractérisation du fini de surface est une conséquence directe de l'outil de mesure. Comme un rugosimètre n'échantillonne qu'un segment de ligne à la fois, il ne sera pratiquement jamais possible d'obtenir une

topographie complète de la surface. Toutefois, la méthodologie proposée pourrait probablement être adaptée à une saisie d'image de la surface à analyser.

Résumé des découvertes en lien avec la théorie

La revue de la littérature a démontré clairement le besoin d'améliorer les performances du procédé RTM autant au niveau de la capacité opérationnelle que de la qualité du fini de surface. Nos expériences ont prouvé qu'il était possible de fabriquer des pièces ayant des finis de surface de même que des temps de fabrication très différents. De là, il est clair que la recherche des meilleurs réglages est souhaitable pour déterminer les plages où la performance est intéressante et dans lesquelles la répétabilité se maintient bien.

La méthodologie proposée pour caractériser le fini de surface représente une étape importante dans le processus d'optimisation du fini de surface des pièces en composite. Rappelons que nous avons démontré de plusieurs manières les lacunes des données de rugosité, ce qui conduit à ne plus utiliser cet indicateur pour caractériser le fini de surface.

Nous avons démontré que le redressement des profils bruts avec un polynôme de degré supérieur, ici choisi au huitième degré, permettait de retirer les défauts de forme et ainsi de mieux focaliser sur le fini de surface. De plus, compte tenu de la grande quantité de points mesurés pour chaque profil, nous avons aussi constaté qu'un polynôme, même de degré assez élevé, n'a que très peu d'effets sur les dénivellations à haute fréquence.

Parmi plusieurs statistiques calculées à partir des profils bruts redressés, nous avons vu, par l'analyse statistique multidimensionnelle, que quatre variables statistiques de base pouvaient fournir un maximum d'information, soit : le minimum, le maximum, le coefficient d'asymétrie et celui d'aplatissement.

Alors que certains chercheurs ont déjà proposé de prendre plus d'un paramètre pour caractériser le fini de surface et que ces derniers analysent séparément chaque paramètre, nous proposons plus de variables de caractérisation et nous avons aussi mis en œuvre différentes méthodes d'agrégation. La distance de Mahalanobis est apparue comme étant très intéressante, entre autres parce qu'elle tient compte de la corrélation entre les différentes réponses.

Implications théoriques et pratiques

Les résultats de cette recherche seront utiles autant pour les chercheurs que pour les praticiens. Comme la méthodologie de caractérisation du fini de surface proposée est riche d'information, elle pourra servir dans les recherches futures sur l'optimisation empirique du fini de surface des systèmes actuels (fibres et résines), mais aussi aux futures systèmes qui seront plus écologiques.

D'un point de vue pratique, cette méthodologie de caractérisation du fini de surface pourra être d'une grande utilité pour faciliter la compréhension mutuelle de la qualité des produits entre les intervenants. On comprend facilement que l'assurance qualité entre un donneur d'ordres et ses sous-traitants a tout à gagner à partager une méthodologie commune de caractérisation. De plus, comme cette méthodologie ne nécessite pas d'équipement dédié, voilà un avantage majeur pour les PME qui gravitent autour des grandes entreprises clientes. En effet, un rugosimètre est un appareil assez populaire dans les ateliers de fabrication, ce qui peut éviter pour plusieurs des investissements supplémentaires.

Comme la méthodologie proposée s'inscrit dans une démarche empirique où l'utilisation d'outils statistiques est privilégiée, il est souhaité que les propositions contenues dans cette

recherche contribuent à diffuser et à stimuler l'apprentissage de connaissances statistiques, si précieuses et puissantes pour des travaux de recherche et développement.

Proposition de recherche future

Certaines pistes à explorer découlent directement des résultats de la présente recherche. Une de celles-ci concerne l'utilisation d'autres variables calculées par le rugosimètre, comme par exemple le R_{rms} (moyenne quadratique), R_z (moyenne des distance crête à crête), S (distance moyenne entre les pointes), HSC (décompte des pointes), etc. Il serait intéressant de comparer l'information contenue dans ces variables avec celles retenues dans cette recherche (min, max, asymétrie, aplatissement).

Dans un même ordre d'idées, il serait intéressant d'analyser multidimensionnellement divers résultats de caractérisation provenant de différentes technologies visuelles (DOI, LORIA et autres) et de chercher un lien entre les résultats de ces technologies avec les quatre variables de caractérisation proposées dans notre méthodologie. Si un lien peut être établi, on pourrait ainsi reproduire, dans une certaine mesure, les résultats de ces différents appareils dédiés à partir d'un échantillonnage de profil fait par un rugosimètre. Cette possibilité contribuerait à améliorer les ententes et les décisions dans une chaîne de sous-traitants.

La généralisation de cette méthodologie de caractérisation du fini de surface à une image de la surface plutôt que simplement un échantillonnage d'un segment de droite serait intéressante. L'idée d'une analyse multidimensionnelle en partant de la topographie complète de la surface semble très prometteuse.

Les contributions de la présente recherche fournissent une évaluation quantitative relativement objective du fini de surface. Ceci est d'une grande utilité pour comparer

différents finis de surface et pour déterminer les meilleurs. Toutefois, il serait intéressant de poursuivre les recherches afin de déterminer les seuils critiques des résultats de caractérisation en fonction de pièces ayant été réellement inspectées par du personnel qualifié d'un fabricant d'automobiles. Il serait ainsi possible de décider si un fini de surface est acceptable ou pas, selon un ou certains critères. Une méthode statistique telle l'analyse discriminante serait probablement très utile ici.

Une méthodologie non traditionnelle qui semble offrir un bon potentiel pour déterminer des seuils d'acceptation du fini de surface est le système de Mahalanobis-Taguchi (Mahalanobis-Taguchi System). Genichi Taguchi a proposé une méthodologie d'analyse multidimensionnelle utilisant, entre autres, la distance de Mahalanobis et le ratio signal/bruit, pour détecter des entités différentes. Cette approche pourrait être mieux reçue auprès des gens œuvrant dans le domaine de la qualité, dans lequel les travaux de Taguchi y sont fréquemment cités.

BIBLIOGRAPHIE

- American Society of Mechanical Engineers. (1986). Surface texture (surface roughness, waviness and lay) (pp. ix, 43 p.). New York, N.Y.: American Society of Mechanical Engineers.
- Andrekanic, R. A., Sobotkowski, S., & Stickel, R. M. (1991, 1991). *Versatile new resin system for Class A body panels*. Paper presented at the International Congress and Exposition, Feb 25-Mar 1 1991.
- Austin, V. (1988). Material and process innovation to develop Class 'A' surfaces on structural RIM and RTM. (pp. 10-11). Cincinnati, OH, Engl: Publ by SPI, Washington, D.C., USA.
- Averous, L., & Gauvin, R. (1998). Surface analysis of phenolic composites obtained by RTM process. *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, 17(13), 1167-1184.
- Beer, K. D., Morris, S. J., & Dockum, J. F. (1992, 1992). *Factors impacting the surface quality of a liquid composite molded surface. Part I. Polyester/compression molded composites*. Paper presented at the International Congress and Exposition, Feb 24-28 1992.
- Bhushan, B. (1999). *Principles and applications of tribology*. New York ; Toronto: Wiley.
- Burns, R., & Rogers, J. K. (1988). RIM, STIM AND RTM: UP AND COMING CHALLENGERS. *Plastics Technology*, 34(10), 6.
- Castillo, F. A., & Steudel, H. (2003). An Empirical Indicator of Product Appearance for Process Control. *Quality Engineering*, 16(2), 167-181.
- Chang, W.-R., Hirvonen, M., & Gronqvist, R. (2004). The effects of cut-off length on surface roughness parameters and their correlation with transition friction. *Safety Science*, 42(Compendex), 755-769.
- Debolt, M. A. (2004). *Surface finish evaluation method for class A composite substrates*. Paper presented at the 36th International SAMPE Technical Conference - Materials and Processing: Sailing into the Future, November 15, 2004 - November 18, 2004, San Diego, CA, United states.

- Dickson, G. R., & McIlhagger, R. (1992). Assessing the surface finish of polymer composite components. [doi: DOI: 10.1016/0890-6955(92)90060-T]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 32(1-2), 51-56.
- Dutiro, C., Alaka, R. N., & Matthews, F. L. (1997). Factors controlling surface finish in resin transfer molding. *SAMPE Journal*, 33(5), 19-23.
- Friedrich, H., Kopp, J., & Stieg, J. (2003). *Composites on the way to structural automotive applications*. Paper presented at the Thermec 2003 Processing and Manufacturing of Advanced Materials, Jul 7-11 2003.
- Geier, M. H. (1994). *Quality handbook for composite materials*. London, Angleterre: Chapman and Hall.
- Gordon, S., Boukhili, R., & Trochu, F. (2001). The Effect of Low Profile Additives on the Surface Aspects of RTM Moulded Composites. *Design, manufacturing & application of composites : proceedings of the third Canadian International Conference on Composites, CANCOM 2001, August 21-24, 2001, Montréal, Québec, Canada* (pp. 121-127). Lancaster, PA: Technomic Publishing Co.
- Gulino, J., & Harrison, A. R. (1990). Composite tailgate for the P100 Sierra pickup. Resin transfer moulding with surface finish? *Proceedings of the 6th Annual ASM/ESD Advanced Composites Conference, Oct 8-11 1990: Proceedings of the Annual ASM/ESD Advanced Composites Conference*, 43.
- Haider, M., Hubert, P., & Lessard, L. (2007). An experimental investigation of class A surface finish of composites made by the resin transfer molding process. [Article]. *Composites Science and Technology*, 67(15-16), 3176-3186.
- Haider, M., Lessard, L., Trochu, F., & Oceau, M. A. (2002). Experimental Optimization of Process Parameters to Obtain Class A Surface Finish in Resin Transfer Molding. In J. P. O. Lo (Ed.), (pp. 263-270). Vancouver, Canada: Boca Raton FL; CRC Press; 2002.
- Hamed, A. M., & Saady, M. (2007). Computation of surface roughness using optical correlation. *Pramana - Journal of Physics*, 68(Compendex), 831-842.
- Hayward, J. S., & Harris, B. (1989). Processing factors affecting the quality of resin transfer moulded composites. *Plastics and Rubber Processing and Applications*, 11(4), 191-198.

- Heider, D., Li, W., Engel, K., & Gillespie Jr., J. W. (2003, 2003). *Improvement of surface quality during VARTM processing*. Paper presented at the Advancing Materials in the Global Economy - Applications, Emerging Markets and Evolving Technologies, May 11-15 2003.
- Hupp, S. S. (1988). *Quantitative method for analysis of surfaces of molded SMC parts*. Paper presented at the Proceedings - Technical Sessions of the 43rd Annual Conference, Composites Institute, February 1, 1988 - February 5, 1988, Cincinnati, OH, USA.
- Kas, Y. O., & Kaynak, C. (2005). Ultrasonic (C-scan) and microscopic evaluation of resin transfer molded epoxy composite plates. *Polymer Testing*, 24(1), 114-120.
- Khoun, L., & Hubert, P. (2010). Investigation of the dimensional stability of carbon epoxy cylinders manufactured by resin transfer moulding. [Proceedings Paper]. *Composites Part a-Applied Science and Manufacturing*, 41(1), 116-124.
- Kim, K.-T., Jeong, J.-H., & Im, Y.-T. (1997). Effect of molding parameters on compression molded sheet molding compounds parts. *Journal of Materials Processing Technology*
- Proceedings of the 1995 International Conference on Mechanics of Solids and Materials Engineering, Jun 5-7 1995*, 67(1-3), 105-111.
- Kim, K. T., Jeong, J. H., & Im, Y. T. (1997). Effect of molding parameters on compression molded sheet molding compounds parts. [Proceedings Paper]. *Journal of Materials Processing Technology*, 67(1-3), 105-111.
- Kim, P. J., & Lee, D. G. (2002). Surface quality and shrinkage of the composite bus housing panel manufactured by RTM. *Composite Structures*, 57(1), 211-220.
- Kruckenberg, T. (1998). Liquid molding of a composite aileron. *SAMPE Journal*, 34(1), 38-45.
- Landsettle, G. A., & Jensen, J. C. (1986). FACTORS THAT AFFECT CLASS A SURFACE QUALITY. (pp. 18). Atlanta, GA, USA: SPI, New York, NY, USA.
- Lebrun, G., Gauvin, R., & Kendall, K. N. (1996). Experimental investigation of resin temperature during filling and curing in epoxy and nickel shell RTM molds. *Journal of Materials Processing and Manufacturing Science*, 5(1), 27-44.

- Lee, C.-L., & Wei, K.-H. (2000a). Effect of material and process variables on the performance of resin-transfer-molded epoxy fabric composites. *Journal of Applied Polymer Science*, 77(10), 2149-2155.
- Lee, C.-L., & Wei, K.-H. (2000b). Resin Transfer Molding (RTM) process of a high performance epoxy resin. II: effects of process variables on the physical, static and dynamic mechanical behavior. *Polymer Engineering and Science*, 40(4), 935-943.
- Li, W., & Lee, L. J. (1998). Shrinkage control of low-profile unsaturated polyester resins cured at low temperature. *Polymer*, 39(23), 5677-5687.
- Lin, D. K. J. (1994). Making full use of Taguchi's orthogonal arrays. *Quality and Reliability Engineering International*, 10(Compendex), 117-121.
- Lin, M. Y., Murphy, M. J., & Hahn, H. T. (2000). Resin transfer molding process optimization. *Composites - Part A: Applied Science and Manufacturing*, 31(4), 361-371.
- Liu, C. J., Kiasat, M. S., Nijhof, A. H. J., Blokland, H., & Marissen, R. (1999). Effect of the addition of a low profile additive on the curing shrinkage of an unsaturated polyester resin. *Polymer Engineering and Science*, 39(Compendex), 18-25.
- Martinez, S., & Jourlin, M. (1997). *Approche de la rugosité surfacique par analyse d'image*. Paper presented at the 16° Colloque sur le traitement du signal et des images, Grenoble.
- Mazumdar, S. K. (2002). *Composites manufacturing materials, product, and process engineering Sanjay K. Mazumdar*. Boca Raton, Fla.: CRC Press.
- Michaeli, W., & Dyckhoff, J. (1993, 1993). *Improvement in the surface quality of structural components produced by the RTM-process*. Paper presented at the Proceedings of the International Conference on Advanced Composite Materials, Feb 15-19 1993.
- Mikowski, M. S. (1991, 1991). *New approach to resin transfer molding: resin transfer molding of truck cap panels*. Paper presented at the 49th Annual Technical Conference -ANTEC '91, May 5-9 1991.
- Neitzel, M., Blinzler, M., Edelmann, K., & Hoecker, F. (2000). Surface quality characterization of textile-reinforced thermoplastics. [Proceedings Paper]. *Polymer Composites*, 21(4), 630-635.

- Oberg, E., McCauley, C. J., Heald, R. M., & Hussain, M. I. (2004). *Machinery's handbook : a reference book for the mechanical engineer, designer, manufacturing engineer, draftsman, toolmaker, and machinist* (27th ed.). New York: Industrial Press.
- Owen, M. J., Rudd, C. D., Middleton, V., Kendall, K. N., & Revill, I. D. (1991). Resin transfer moulding (RTM) for automotive components. (Vol. 37, pp. 177-183). Houston, TX, USA: Publ by ASME, New York, NY, USA.
- Palardy, G., Hubert, P., Haider, M., & Lessard, L. (2008). Optimization of RTM processing parameters for Class A surface finish. [Article]. *Composites Part B-Engineering*, 39(7-8), 1280-1286.
- Roy, R. K. (2001). *Design of experiments using the Taguchi approach : 16 steps to product and process improvement*. New York, N.Y.: J. Wiley and Sons.
- Ruiz, E., & Trochu, F. (2005). Numerical analysis of cure temperature and internal stresses in thin and thick RTM parts. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 36(Compendex), 806-826.
- Ryan, T. P. (2007). *Modern experimental design*. Hoboken, N.J.: Wiley-Interscience.
- Saporta, G. (1990). *Probabilités : analyse des données et statistique*. Paris: Technip.
- Saraswat, M. K., Jansen, K. M. B., Ernst, L. J., Grimbergen, R., & Lauterwasser, F. (2009). Cure shrinkage characterization of Low Profile Additive (LPA) based polyesters - Morphology analysis. *Int SAMPE Symp Exhib International SAMPE Symposium and Exhibition (Proceedings)*, 54.
- Schubel, P. J., Johnson, M. S., Warrior, N. A., & Rudd, C. D. (2006). Characterisation of thermoset laminates for cosmetic automotive applications: Part III - Shrinkage control via nanoscale reinforcement. [Article]. *Composites Part a-Applied Science and Manufacturing*, 37(10), 1757-1772.
- Schubel, P. J., Warrior, N. A., Kendall, K. N., & Rudd, C. D. (2006). Characterisation of thermoset laminates for cosmetic automotive applications: Part I - Surface characterisation. [Article]. *Composites Part a-Applied Science and Manufacturing*, 37(10), 1734-1746.
- Serre, C., Vayer, M., Erre, R., & Ollive, C. (1999). Morphology of the outermost layer of a compression molded composite based on unsaturated polyester resin. *Journal of Materials Science*, 34(17), 4203-4208.

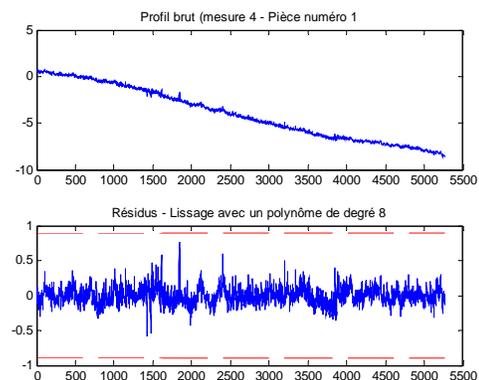
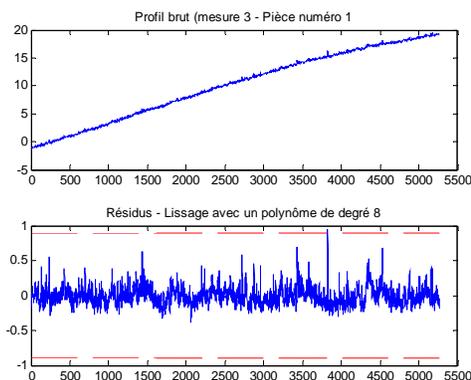
- Spoerre, J., Zhang, C., Wang, B., & Parnas, R. (1998). Integrated product and process design for resin transfer molded parts. *Journal of Composite Materials*, 32(Compendex), 1244-1272.
- Stevens, T. (1990). RIM polymers ureas, ready to dent the automotive body panel market. *Materials Engineering (Cleveland)*, 107(5), 16-19.
- Suspene, L., & Yang, Y.-S. (1991). LPAs tailored to temperatures. *Plastics Compounding*, 14(5), 50-52.
- Taguchi, G. i., Chowdhury, S., & Wu, Y. (2005). *Taguchi's quality engineering handbook*. Hoboken, N.J.
- Livonia, Mich.: John Wiley & Sons ;
- ASI Consulting Group.
- Thomas, M. (2002). *Fiabilité, maintenance prédictive et vibration des machines*. Montréal: École de technologie supérieure.
- Thompson, R. E. (1998). "Using Taguchi Methodology to Control and Improve the RTM Process". (pp. 2-B). Nashville, TN: SPI; 1998.
- Tseng, S.-C., & Osswald, T. A. (1994). Prediction of shrinkage and warpage of fiber reinforced thermoset composite parts. *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, 13(8), 698-721.
- Vaccarella, P. W. (1987). CLASS A RTM UPDATE. (pp. 343-345). Dearborn, MI, USA: Soc of Plastics Engineers, Brookfield Cent, CT, USA.
- Ward, J. (2002). Under pressure. *Engineering (London)*, 243(8), 31-32.
- Wenger, W., Dickson, G. R., McIlhagger, R., & Miller, P. P. (1992). The surface-finish characteristics of composite components. [doi: DOI: 10.1016/0924-0136(92)90278-Z]. *Journal of Materials Processing Technology*, 33(4), 439-452.
- Wirth, S., & Gauvin, R. (1998). Experimental analysis of mold filling in Compression Resin Transfer Molding. *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, 17(16), 1414-1430.

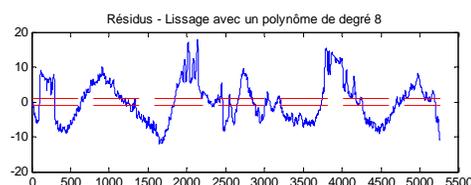
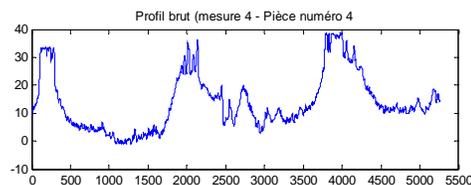
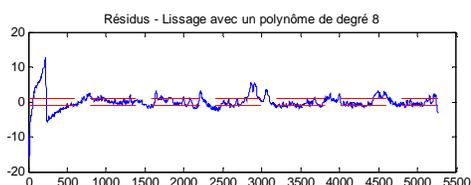
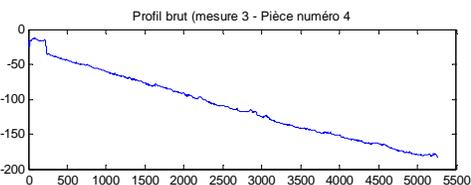
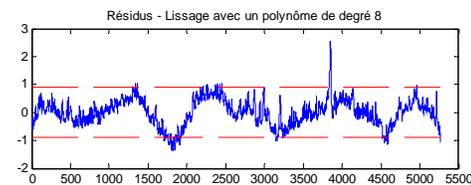
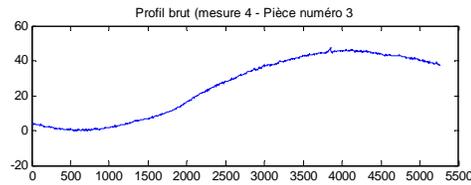
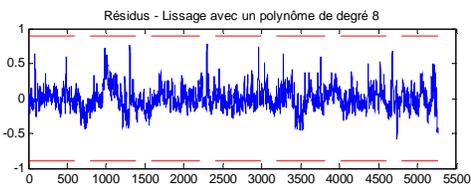
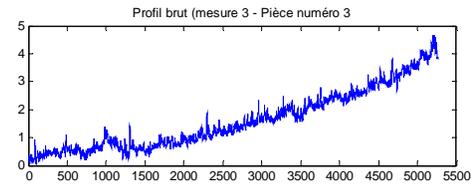
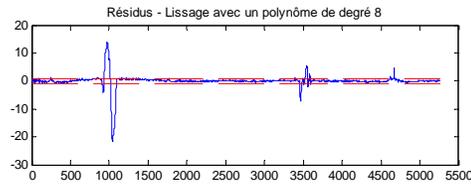
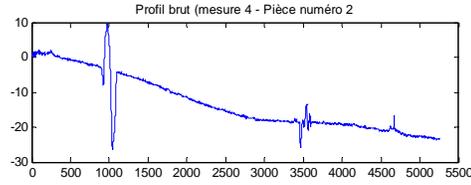
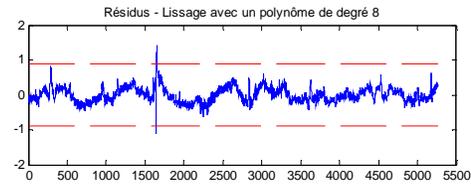
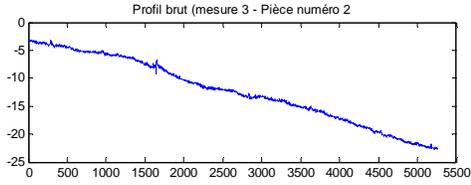
- XiaoMei, X., & Hong, H. (2009). *Development of non-contact surface roughness measurement in last decades*. Paper presented at the 2009 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), 11-12 April 2009, Piscataway, NJ, USA.
- Yang, K., & Trewin, J. (2004). *Multivariate statistical methods in quality management*. New York: McGraw-Hill.
- Yoshi, M., Kuramoto, H., & Kato, K. (1993). Experimental study of transcription of smooth surfaces in injection molding. *Polymer Engineering and Science*, 33(19), 1251-1260.
- Young, W.-B., & Tseng, C.-W. (1994). Study on the pre-heated temperatures and injection pressures of the RTM process. *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, 13(5), 467-482.
- Zani, M.-L. (2003). La mesure de rugosité ? Quelques normes et plusieurs dizaines de paramètres. *Mesures*, (758), 59-63
- Zhongxiang, H., Lei, Z., Jiaxu, T., Xuehong, M., & Xiaojun, S. (2009). Evaluation of three-dimensional surface roughness parameters based on digital image processing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 40(Compendex), 342-348.

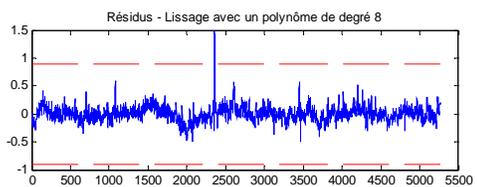
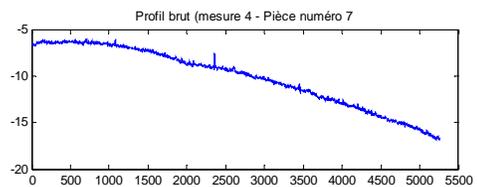
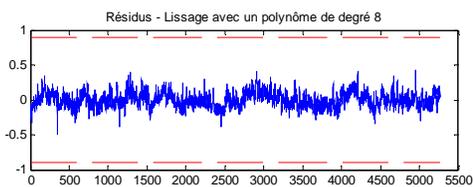
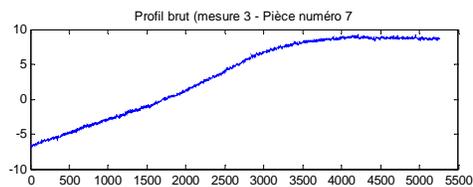
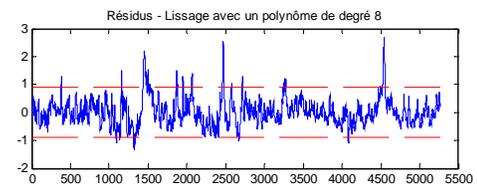
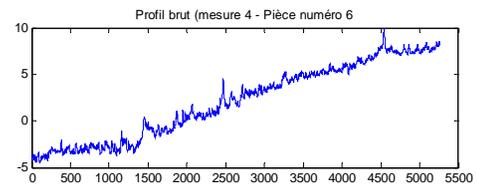
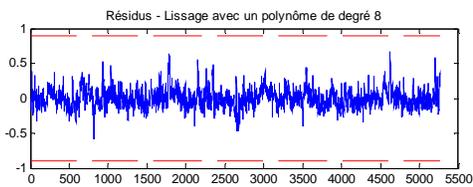
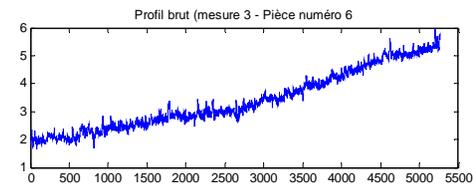
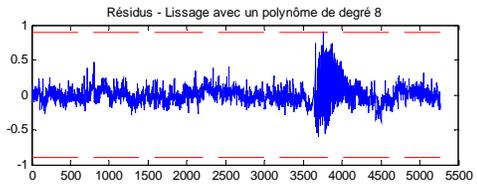
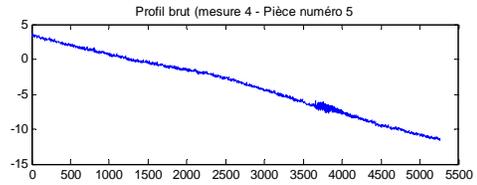
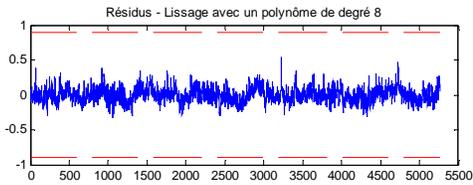
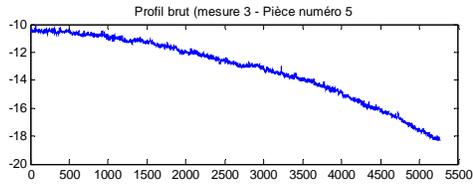
ANNEXE 1

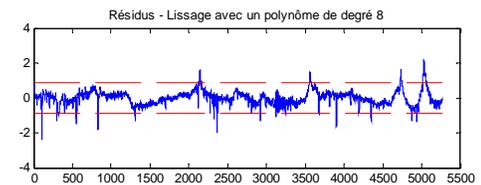
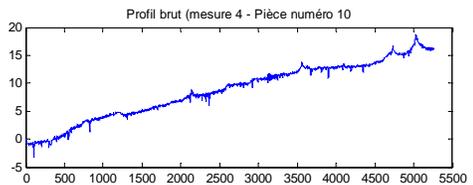
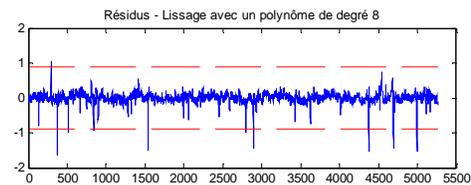
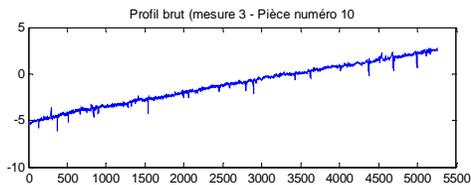
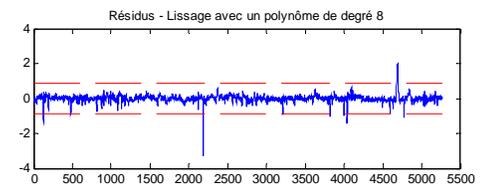
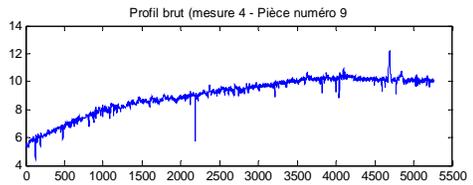
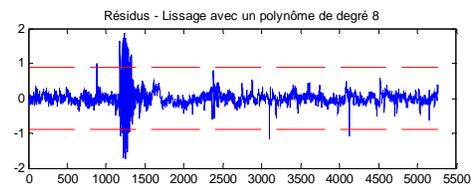
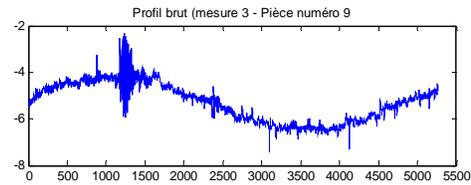
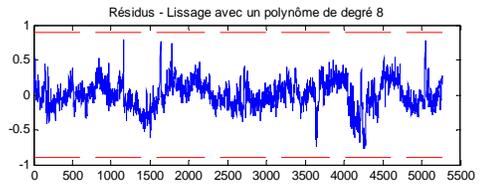
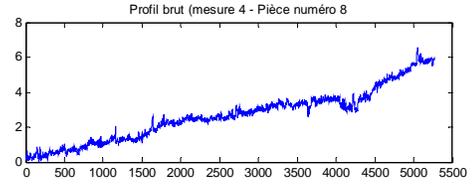
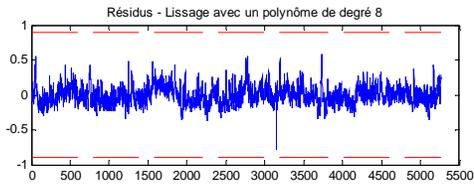
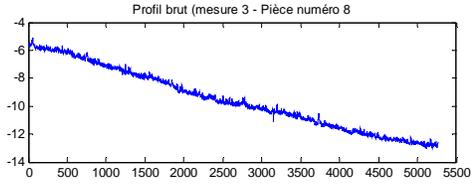
PROFILS DE L'ENSEMBLE DE 48 PIÈCES

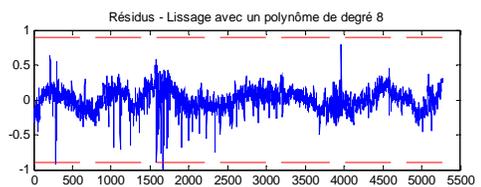
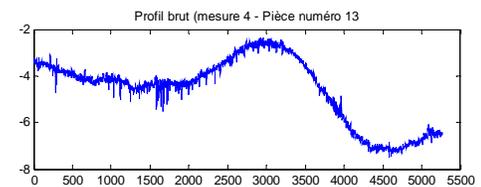
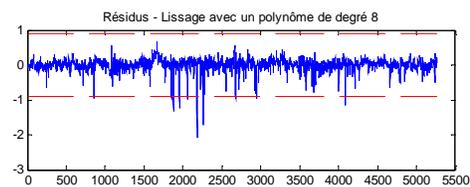
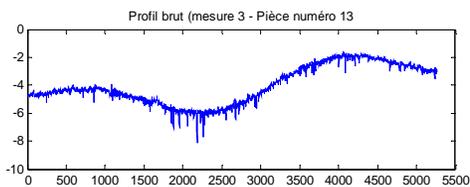
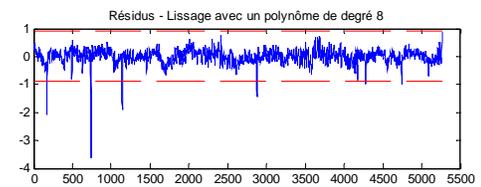
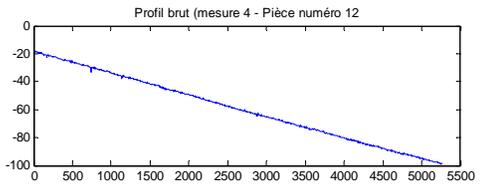
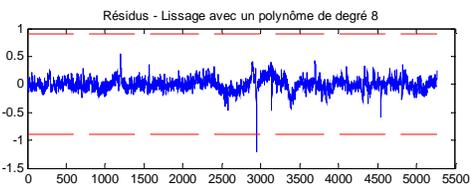
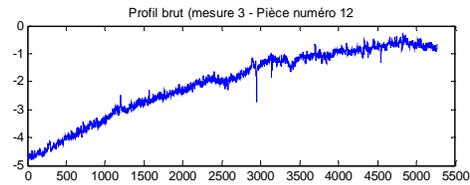
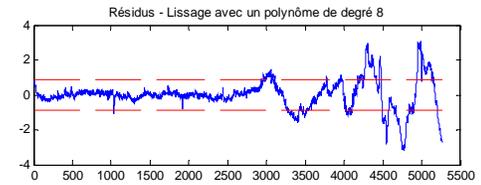
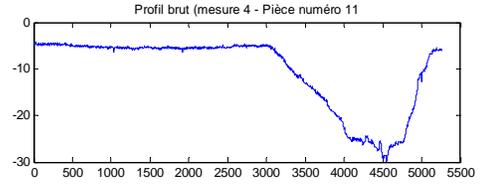
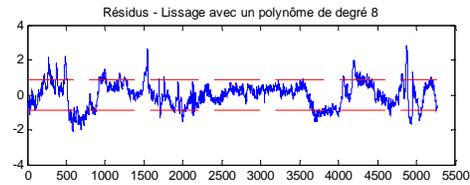
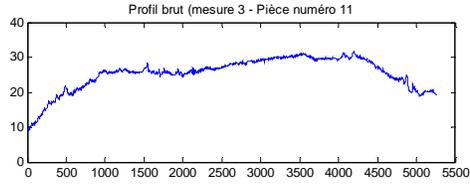
Tel que mentionné à la section 3.1.3 à propos de la prise des mesures, voici un bref rappel du contexte. Le mode opératoire a été défini pour rencontrer la plus grande diversité des finis de surface. Les 48 pièces utilisées présentent différents défauts à différents endroits. Parmi les défauts, mentionnons : des ondulations, des aspérités, des taches mates et des déformations locales. Comme ces défauts se présentaient sans patron prévisible, nous avons décidé d'échantillonner, pour chaque pièce, l'endroit où le fini de surface semblait le meilleur et l'endroit où cette même pièce semblait démontrer le pire fini de surface. Ainsi, les 48 pièces ont généré 96 échantillons de fini de surface très variés. Cette façon de procéder a permis d'atteindre l'objectif d'obtenir un échantillonnage important sur un grand continuum de fini de surface. Notons que les mesures ayant la mention « 3 » sont associées aux meilleures zones alors que celles ayant la mention « 4 » sont associées aux zones démontrant le moins beau fini de surface.

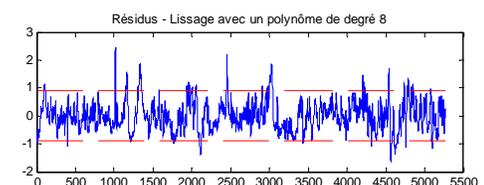
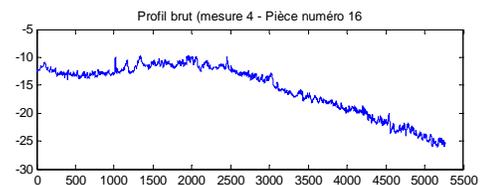
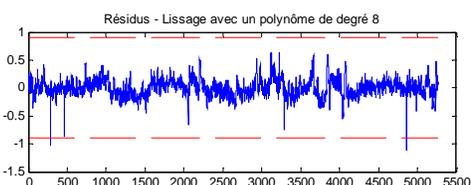
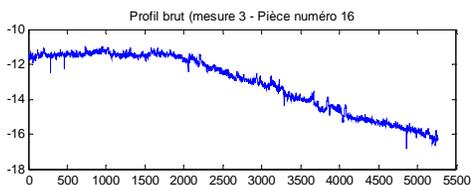
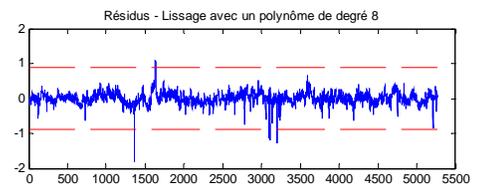
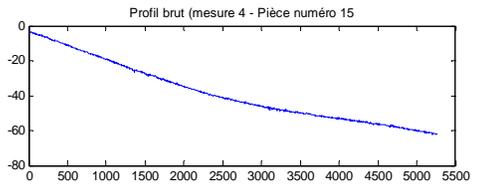
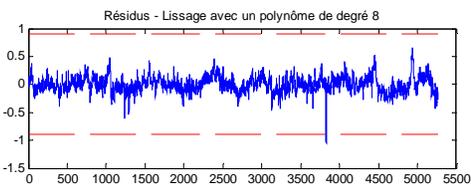
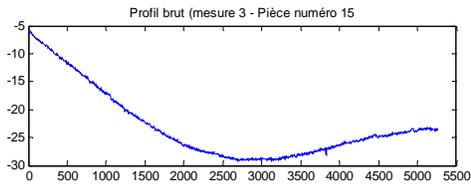
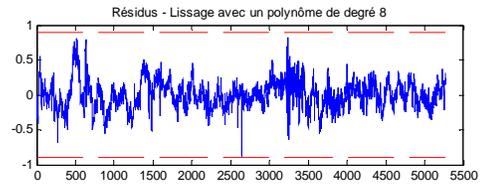
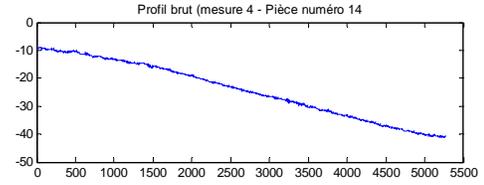
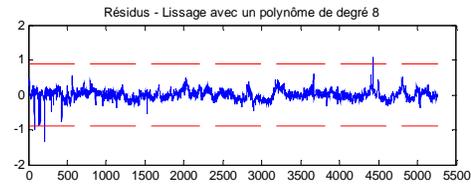
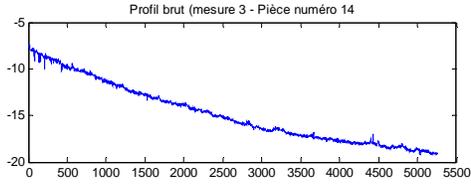


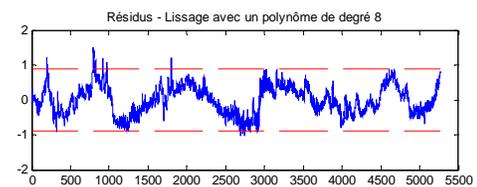
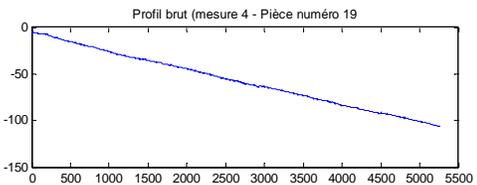
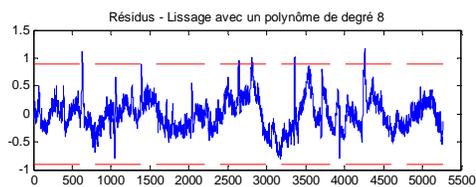
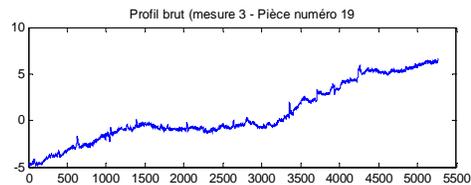
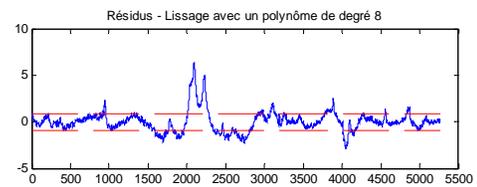
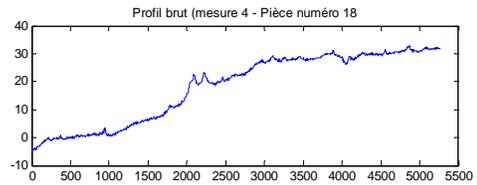
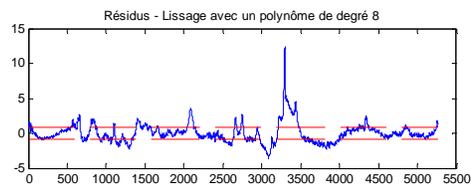
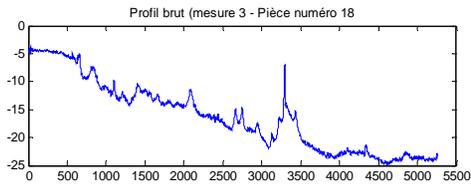
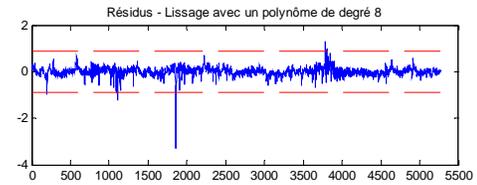
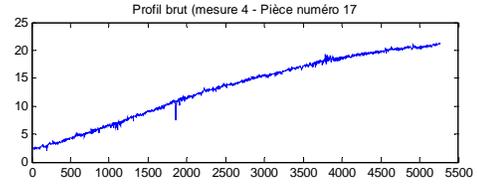
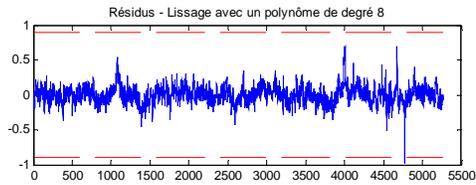
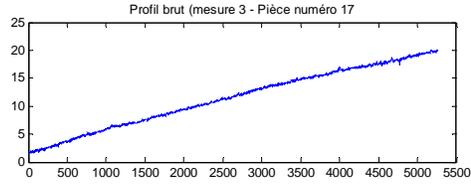


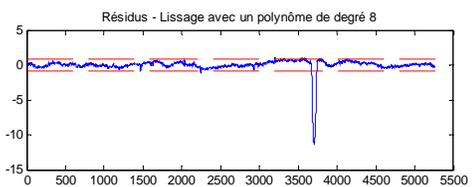
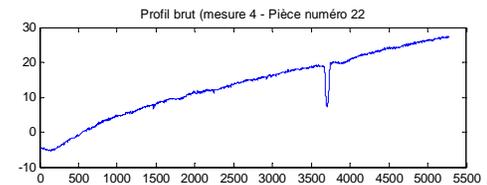
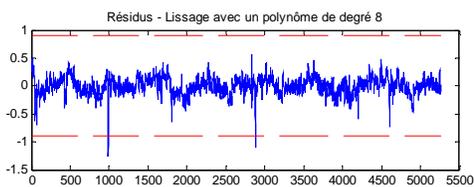
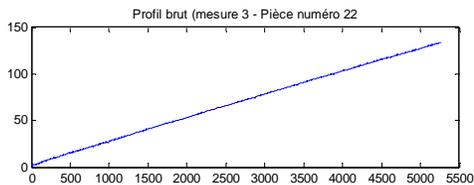
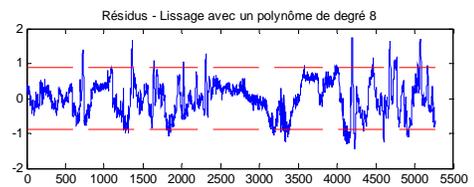
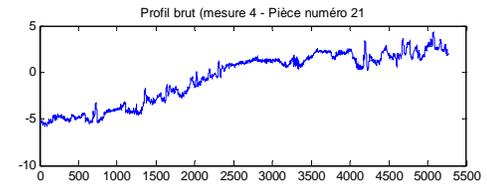
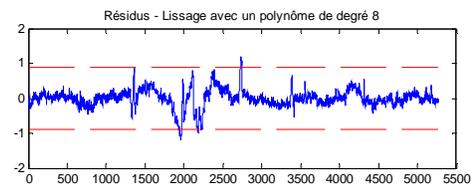
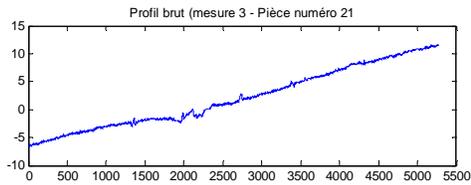
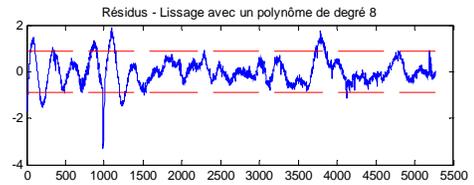
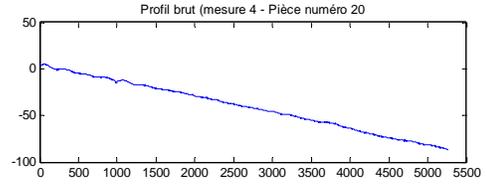
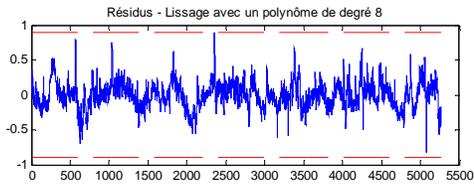
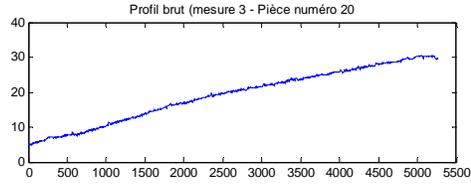


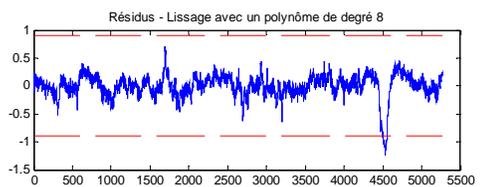
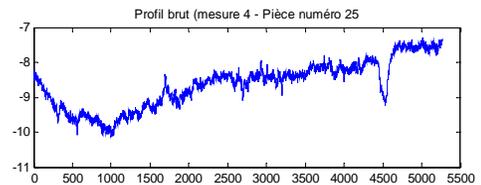
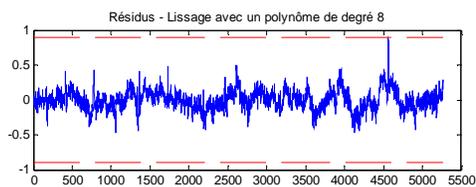
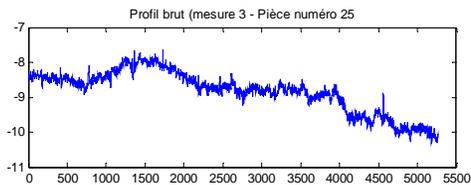
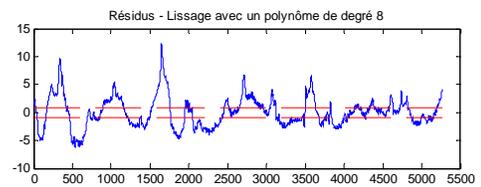
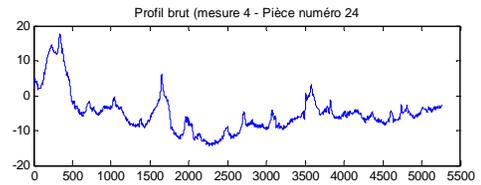
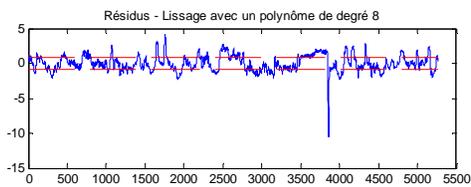
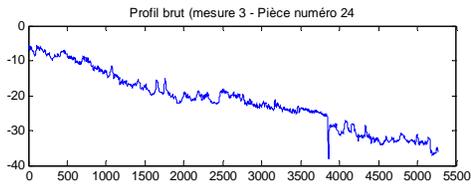
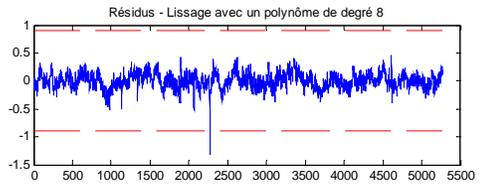
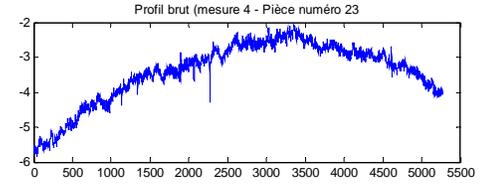
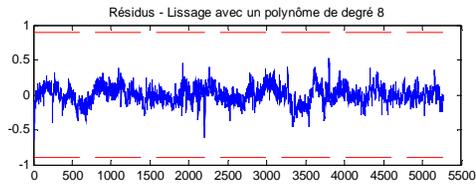
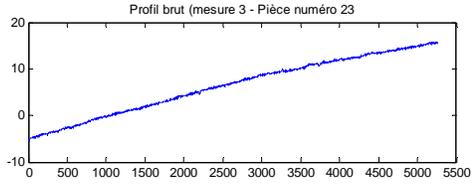


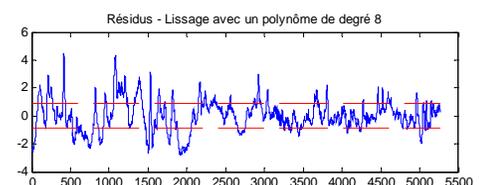
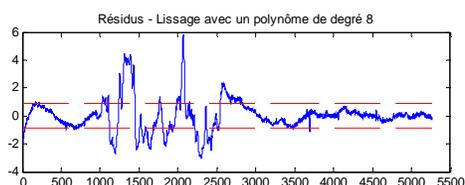
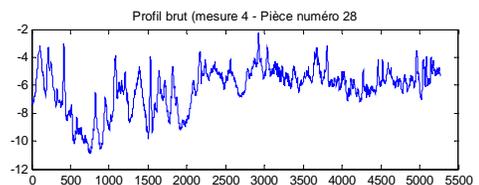
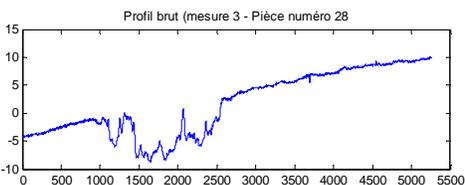
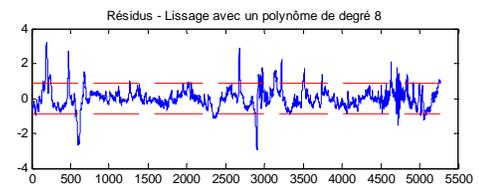
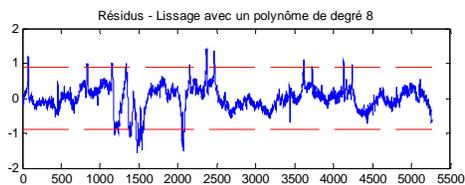
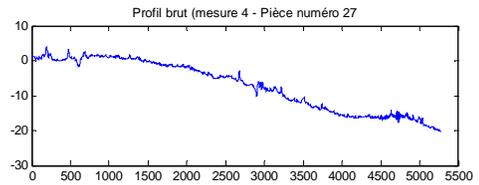
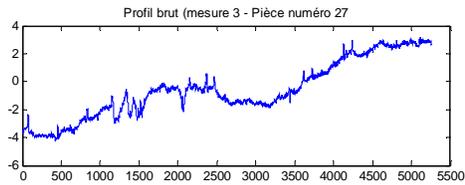
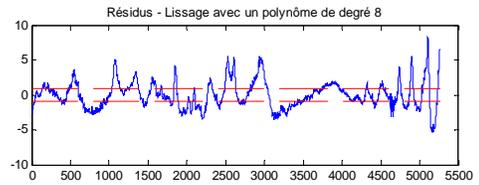
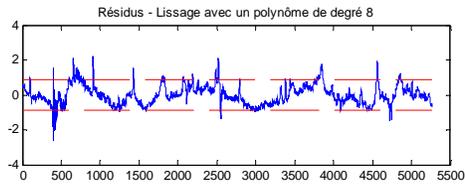
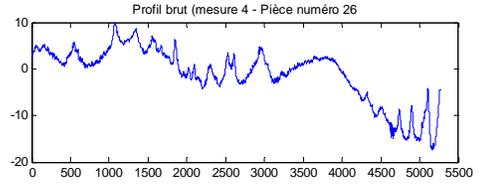
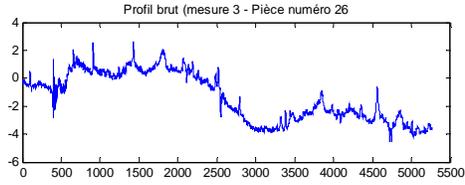


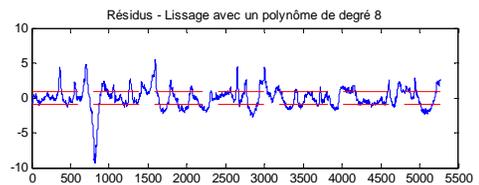
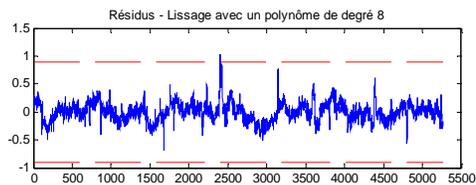
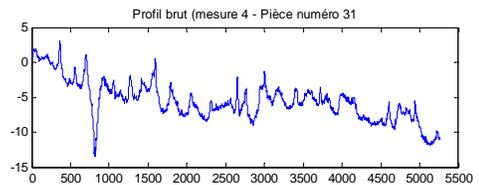
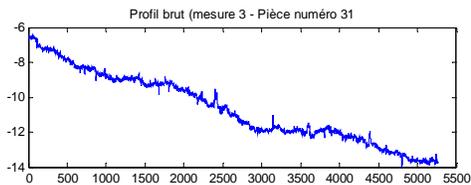
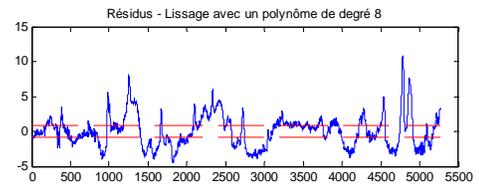
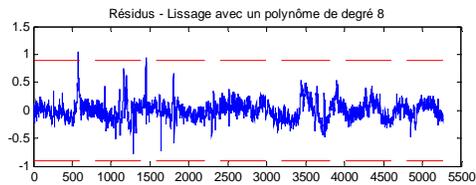
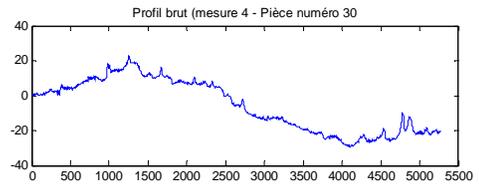
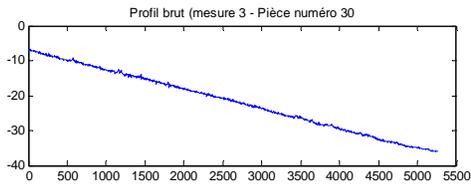
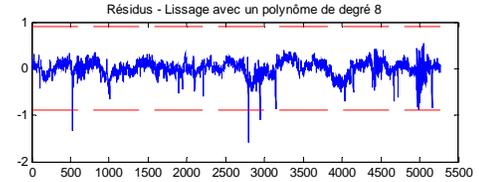
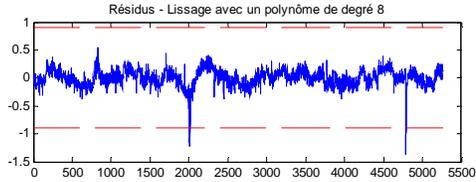
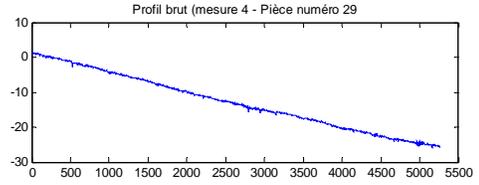
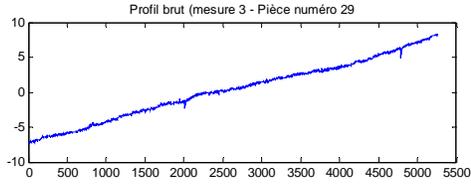


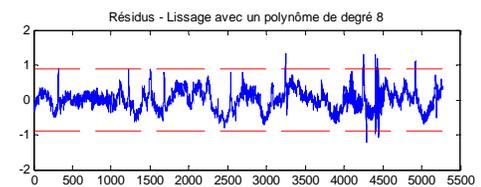
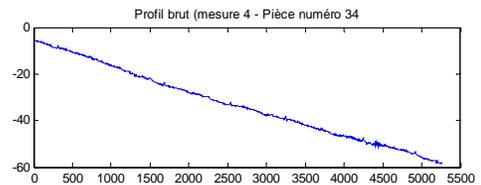
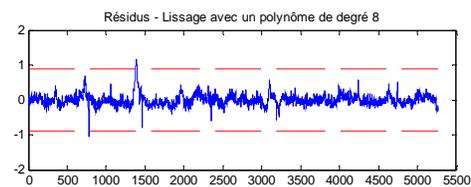
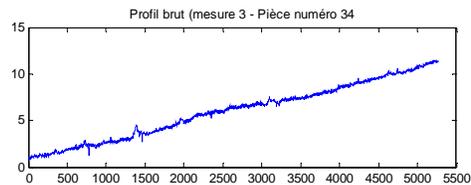
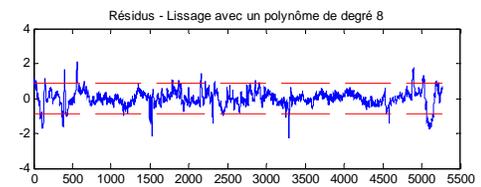
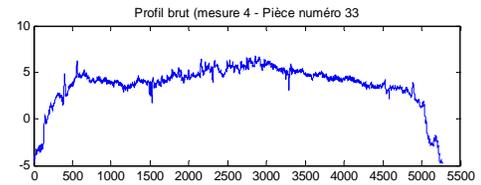
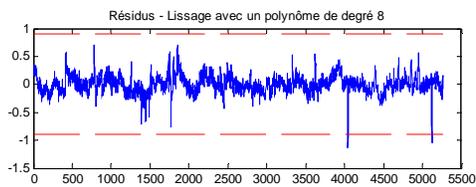
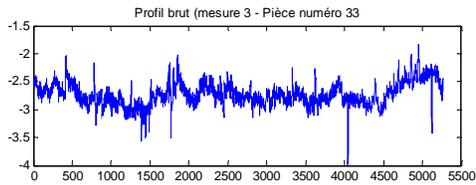
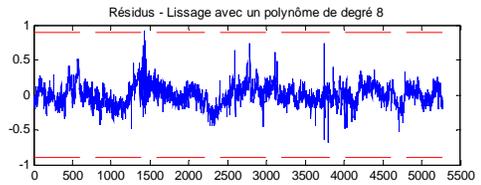
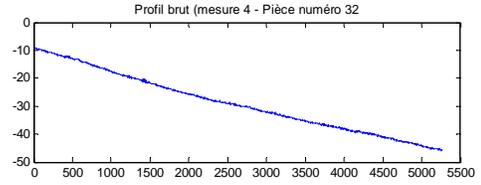
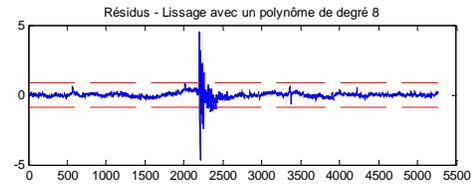
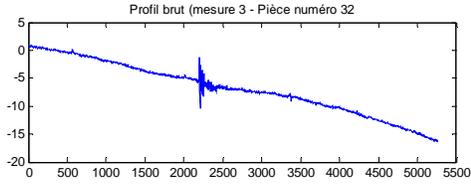


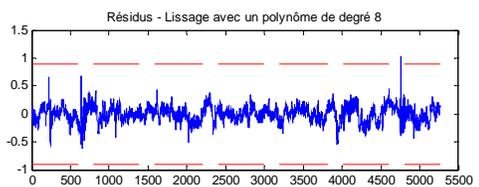
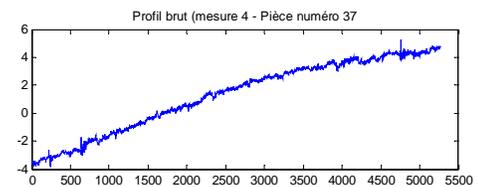
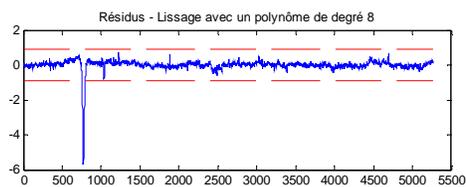
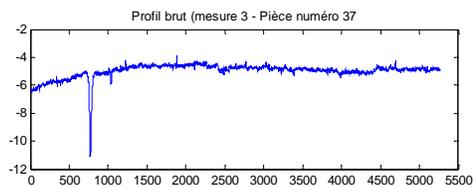
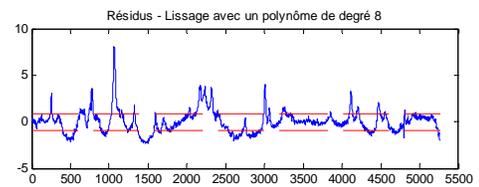
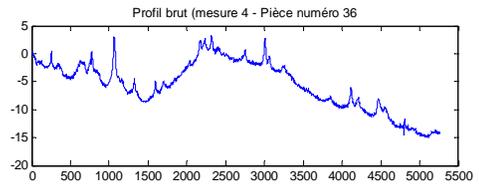
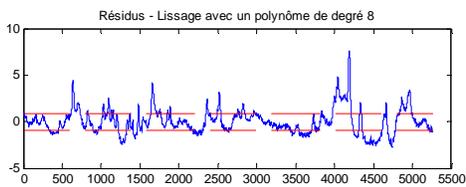
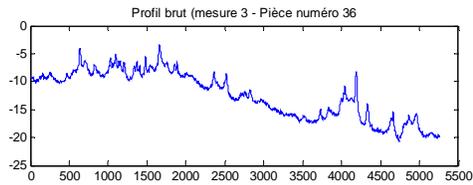
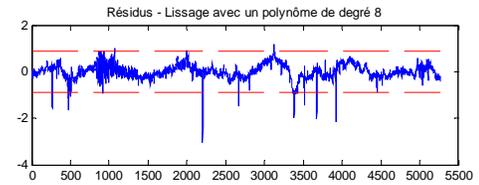
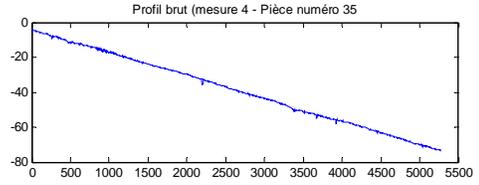
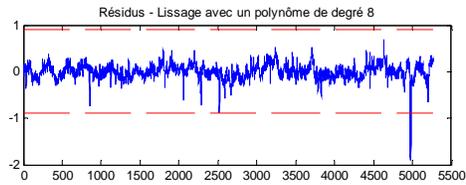
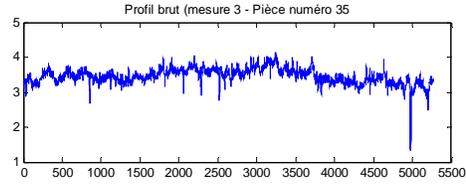


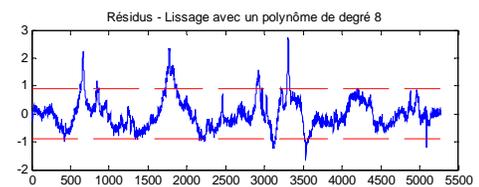
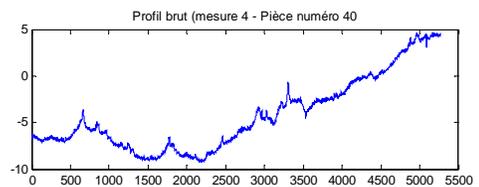
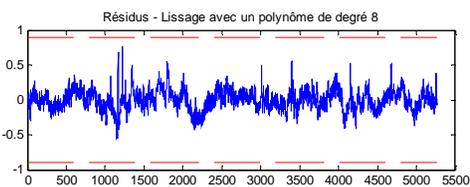
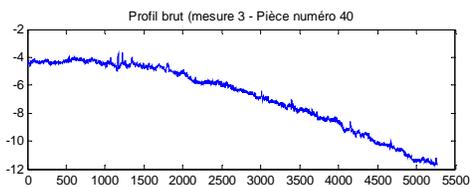
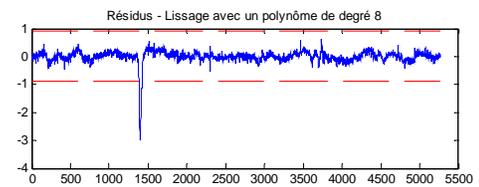
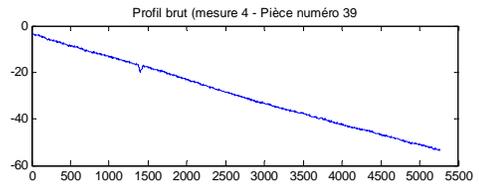
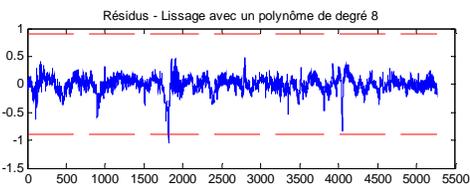
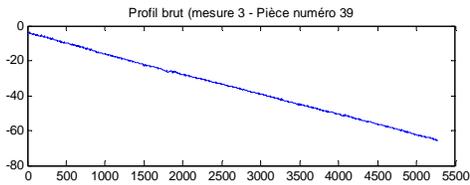
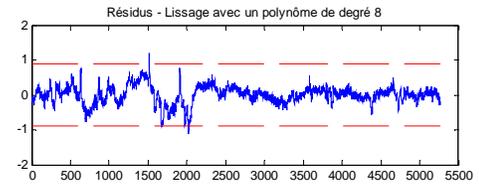
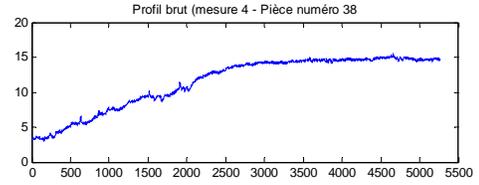
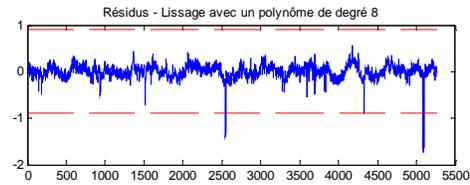
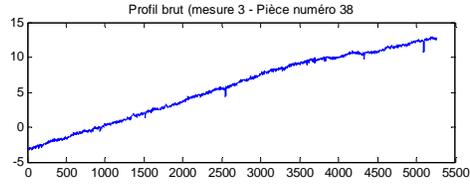


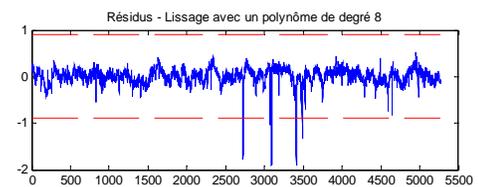
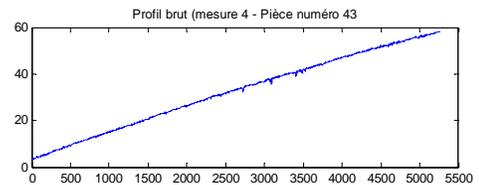
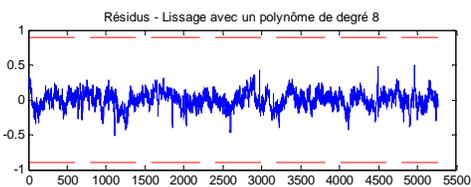
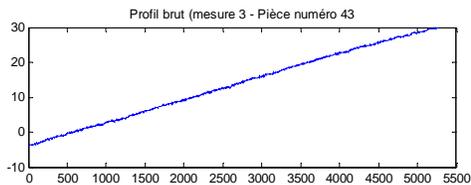
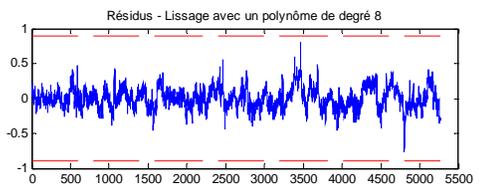
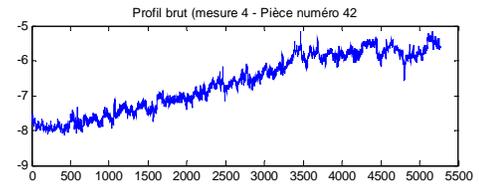
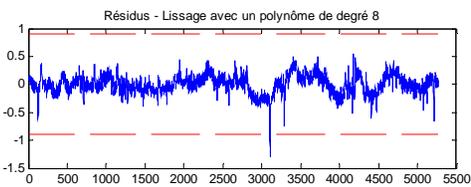
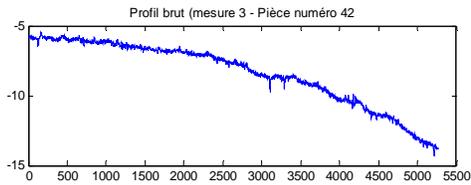
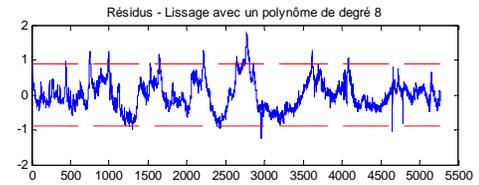
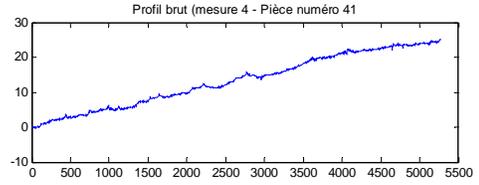
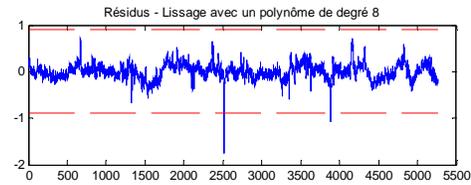
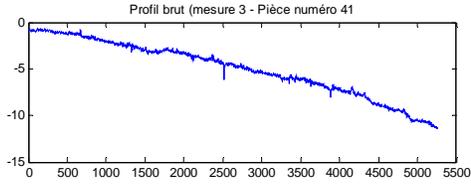


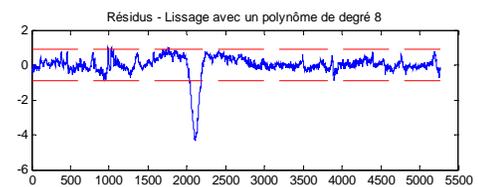
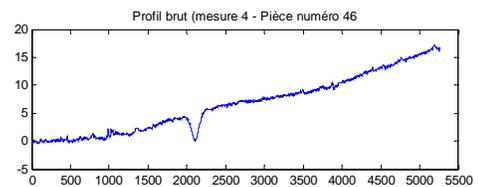
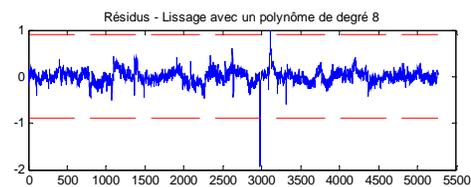
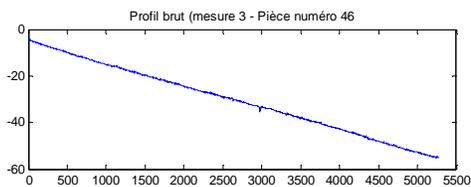
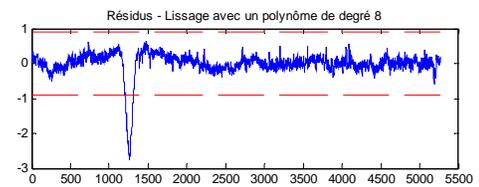
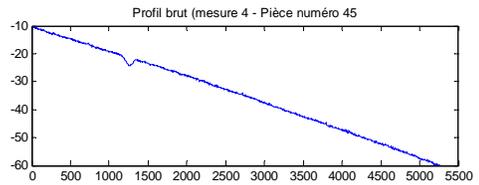
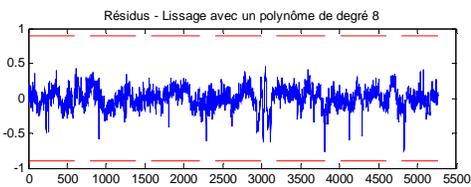
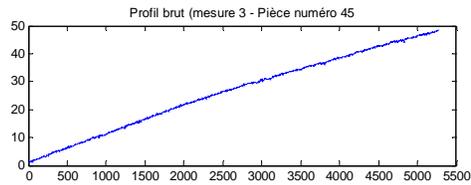
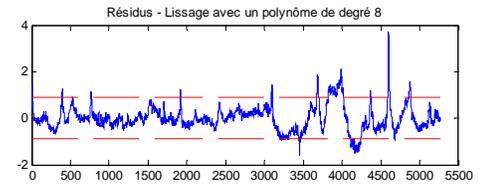
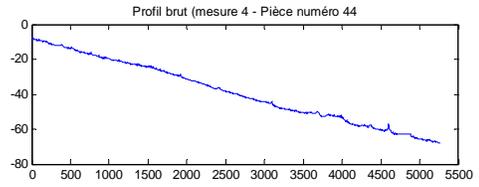
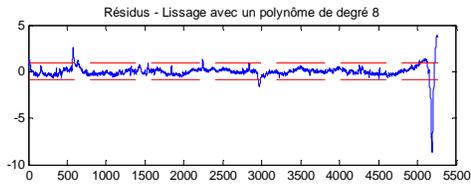
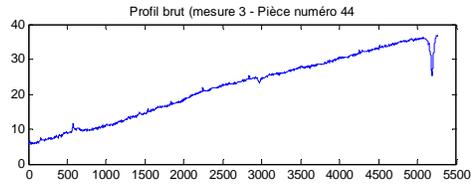


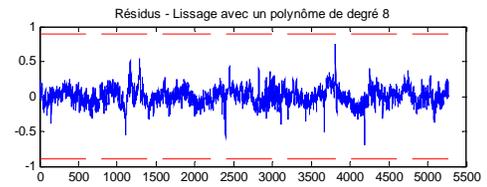
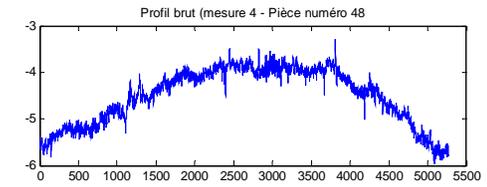
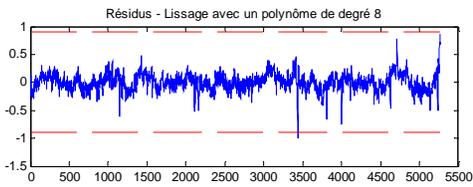
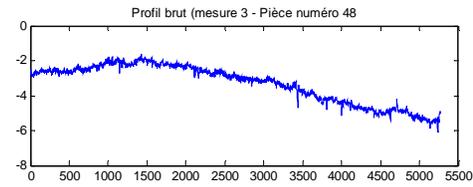
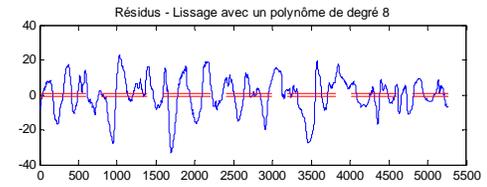
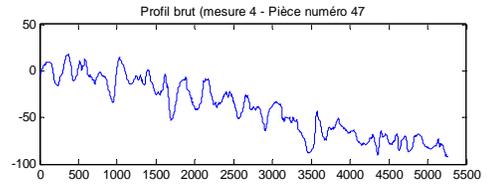
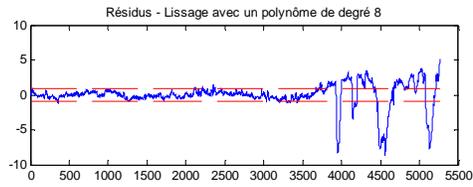
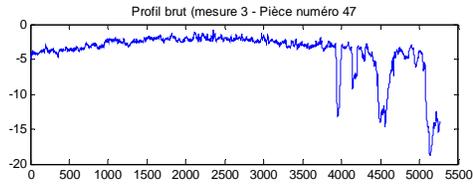












ANNEXE 2

RÉSUMÉ DE L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES (ACP)

Compte tenu de l'importance de l'analyse en composante principale (ACP) dans cette thèse, il est pertinent d'en faire un bref survol. Dans le but d'illustrer son utilité, débutons par un exemple contextuel. Soit un tableau de données représentant une liste de modèles de voitures et leurs caractéristiques (coût, poids, cylindrés, puissance, consommation, empattement, nombre de passagers, etc.). Comme plusieurs caractéristiques sont probablement corrélées, telles poids, cylindrées, consommation, on se doute qu'une fraction des variables pourrait probablement contenir presque autant d'information. On pourrait donc être intéressé à réduire le nombre de dimensions des données.

De façon générale, la procédure d'analyse en composantes principales (ACP) est conçue pour réduire le nombre de dimensions d'un tableau de données, X , de n individus (lignes) ayant p variables (colonnes) leurs étant associées. Cette réduction du nombre de dimensions se fait avec un minimum de perte d'information. L'ACP vise donc à identifier les k premières composantes principales d'un tableau de données qui résument tout de même assez bien l'ensemble de l'information contenue dans le tableau initial. Une composante principale est une combinaison linéaire des variables caractérisant les individus. Les composantes principales sont orthogonales entre elles. Les poids des variables sont définis comme l'ensemble des combinaisons linéaires orthogonales de X ayant la plus grande variance.

Les combinaisons linéaires prennent la forme :

$$Y_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p$$

$$Y_2 = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p$$

...

$$Y_k = a_{k1}X_1 + a_{k2}X_2 + \dots + a_{kp}X_p$$

La première composante principale est la combinaison linéaire qui a la variance maximale, tout en contraignant le vecteur des coefficients à la longueur unitaire, c'est-à-dire,

$$\sum_{i=1}^p a_{ip}^2 = 1$$

Si la matrice de covariance de X égale Σ , alors la variance de Y_1 est :

$$Var(Y_1) = a_1' \Sigma a_1$$

La deuxième composante principale est la combinaison linéaire qui a la variance suivante la plus importante, toujours avec la même contrainte sur l'unité de longueur et également avec la contrainte qu'elle soit orthogonale avec la première composante principale. Les composants suivants expliquent autant que le reste de la variance possible, tout en étant orthogonales avec toutes les autres composantes principales.

Dans le cadre de ce modèle, les coefficients « a » correspondent aux vecteurs propres de Σ , tandis que les variations de Y sont égales aux valeurs propres :

$$Var(Y_j) = \lambda_j$$

La variance totale de la population est égale à la somme des valeurs propres

$$\text{Variance totale de la population} = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p$$

Un critère pour sélectionner le nombre de composantes principales à extraire est de sélectionner toutes les composantes pour lesquels les valeurs propres correspondantes sont d'au moins 1, ce qui implique que la composante représente au moins une fraction $1/p$ de la variance de la population totale.

Les analyses typiques sur les résultats d'une ACP sont les suivants :

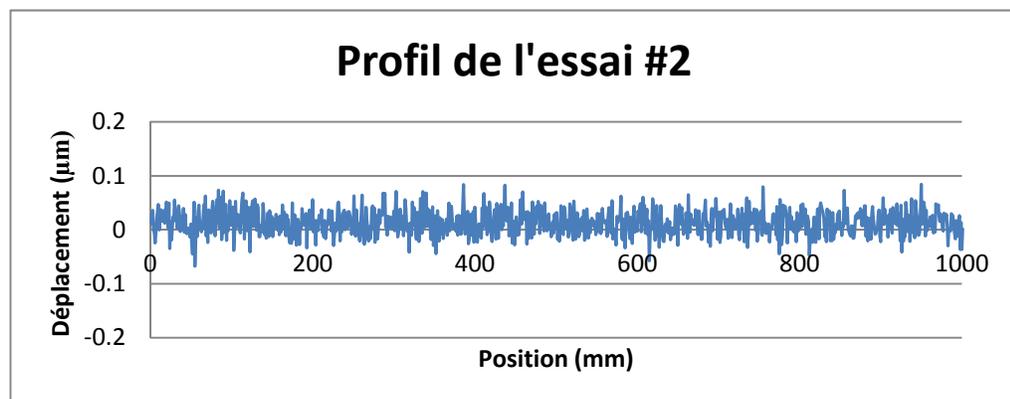
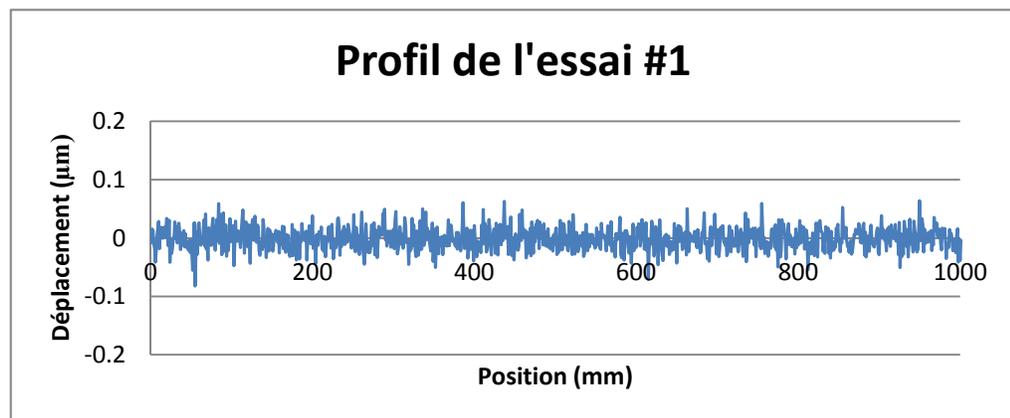
- En 2D et parfois en 3D, on peut visualiser les variables ayant le plus d'effet sur la variance totale des données;
- Étude du comportement des variables (droites parallèles indiquent une corrélation des variables, droites perpendiculaires indiquent une indépendance des variables);
- Étude des regroupements des individus (il peut être intéressant de chercher les raisons des grappes d'individus).

Déterminer les composantes principales est souvent utilisé pour réduire la dimension d'un ensemble de variables prédictives avant leur utilisation dans les procédures telles que la régression multiple ou les regroupements automatiques. Lorsque les variables sont fortement corrélées, les quelques premiers composantes principales peuvent être suffisantes pour décrire la majorité de la variabilité présente. En considérant les poids des combinaisons linéaires des variables, on peut dévoiler les variables importantes et celles ne l'étant pas.

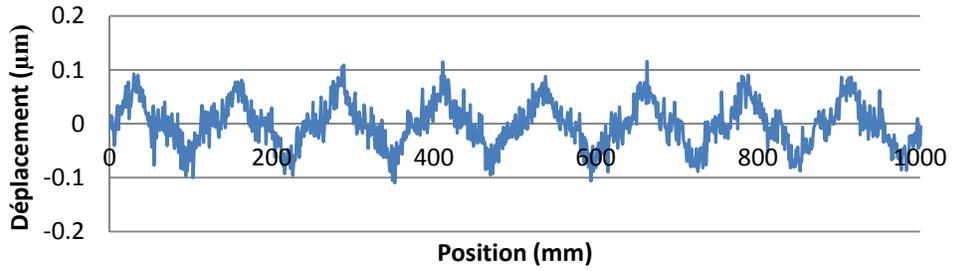
ANNEXE 3

32 PROFILS DU PLAN D'EXPÉRIENCE

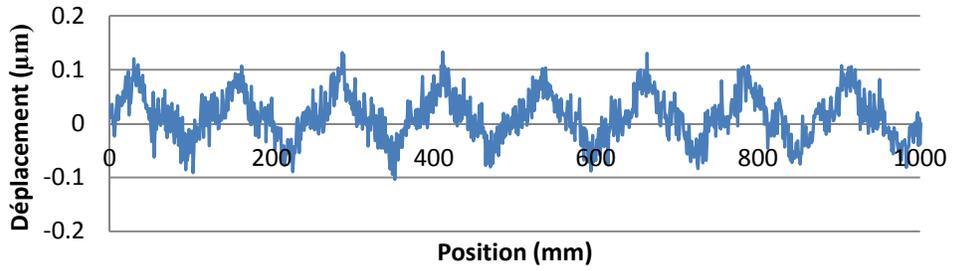
DE CARACTÉRISATION DES DÉFAUTS



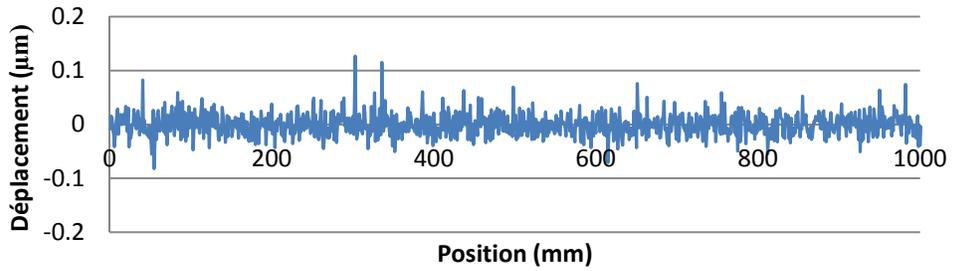
Profil de l'essai #3



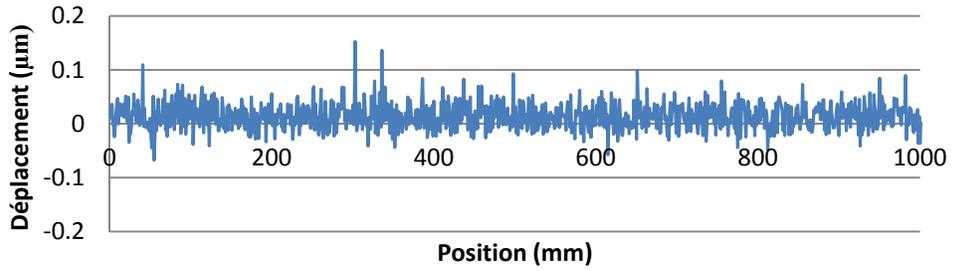
Profil de l'essai #4



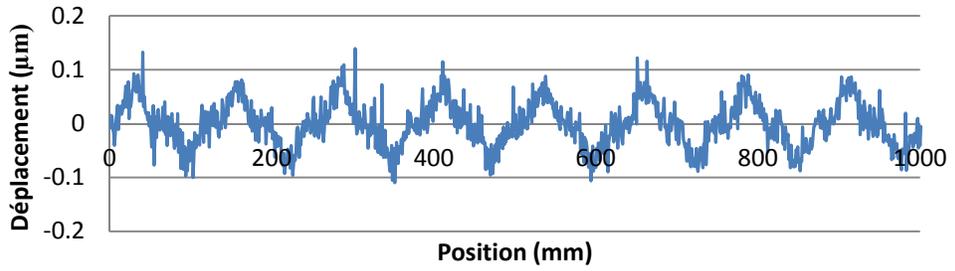
Profil de l'essai #5



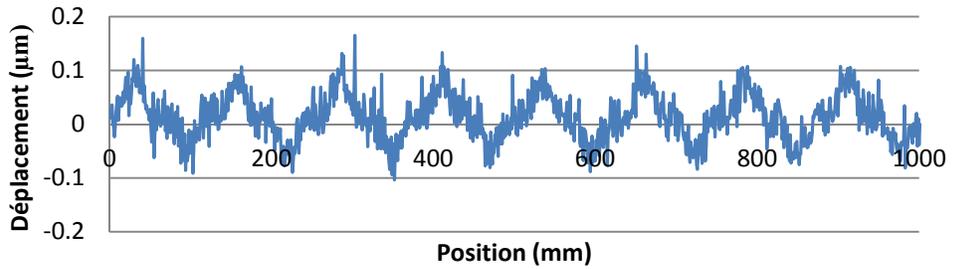
Profil de l'essai #6



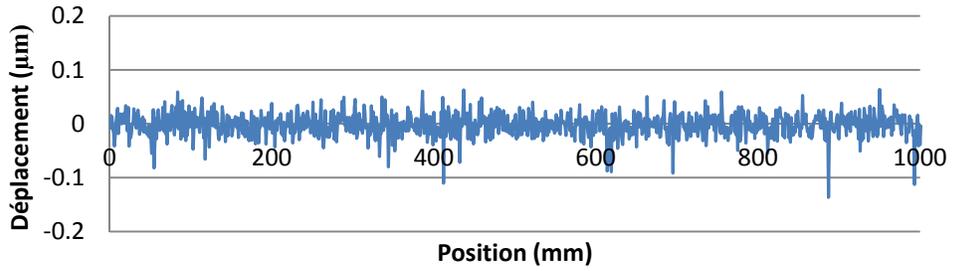
Profil de l'essai #7



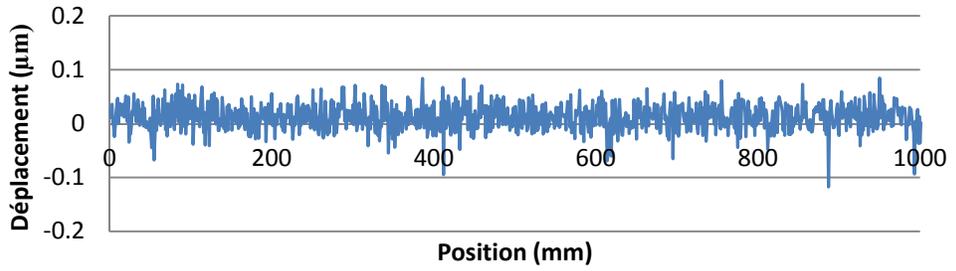
Profil de l'essai #8



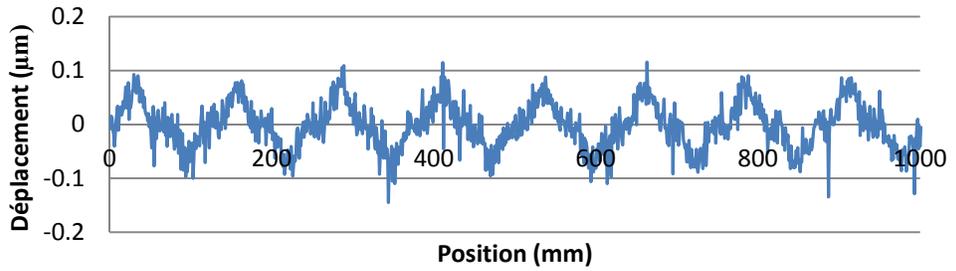
Profil de l'essai #9



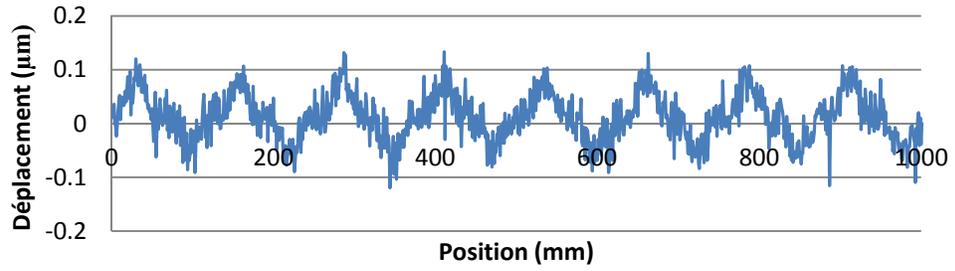
Profil de l'essai #10



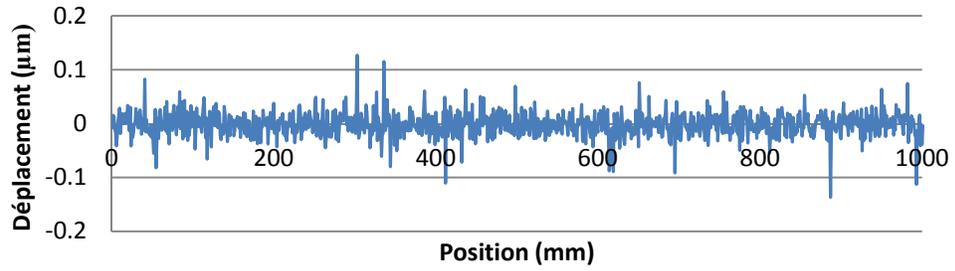
Profil de l'essai #11



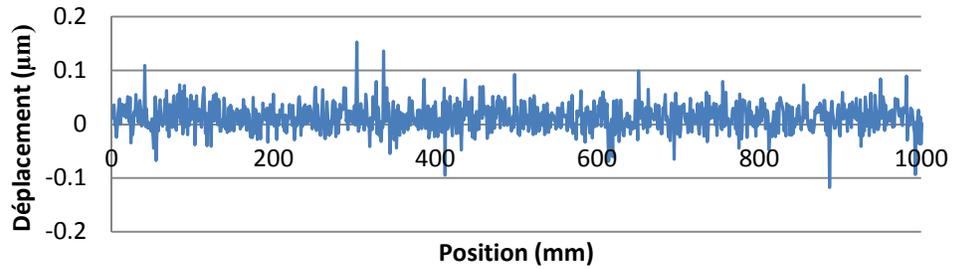
Profil de l'essai #12



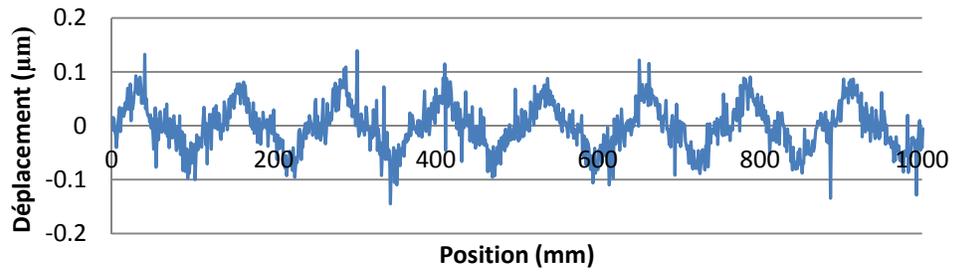
Profil de l'essai #13



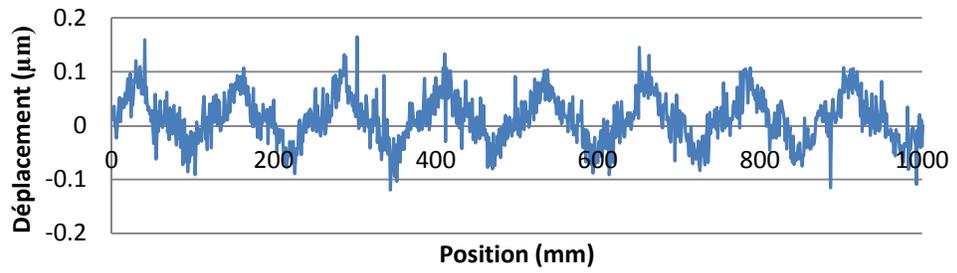
Profil de l'essai #14



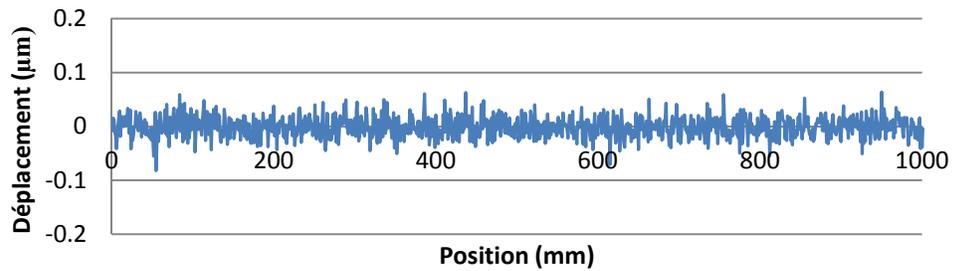
Profil de l'essai #15



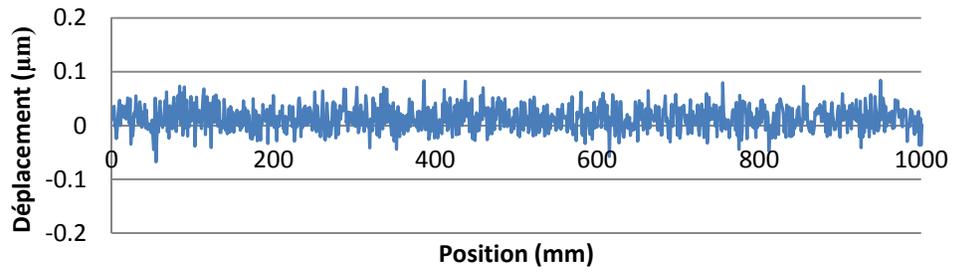
Profil de l'essai #16



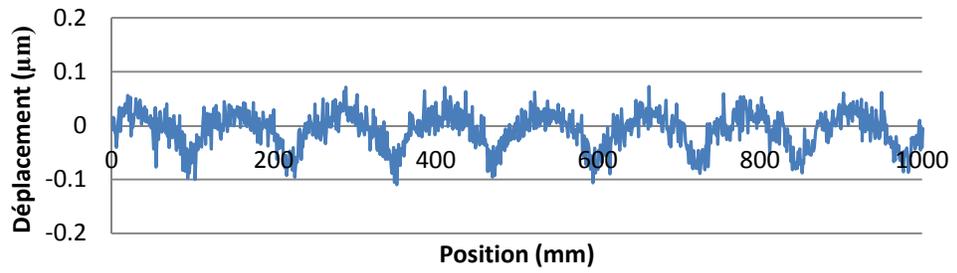
Profil de l'essai #17



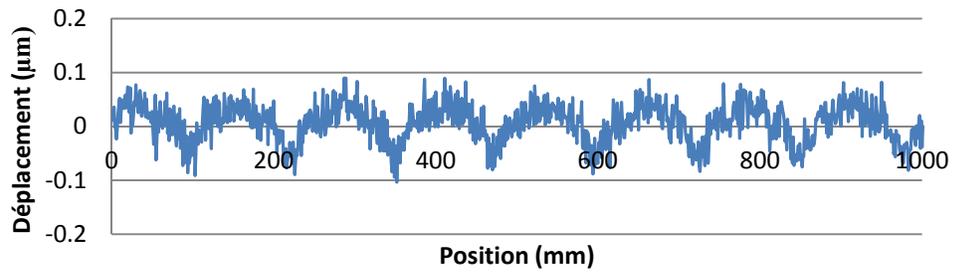
Profil de l'essai #18



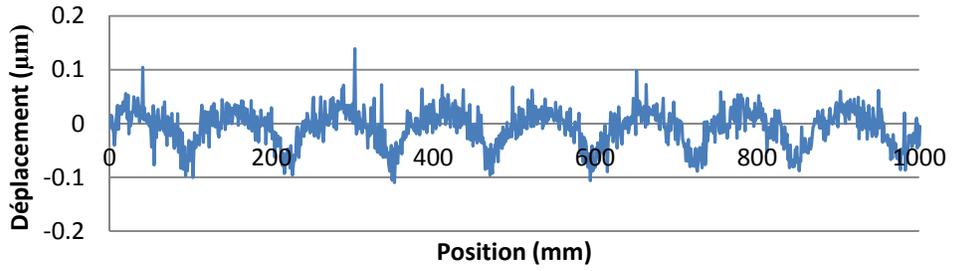
Profil de l'essai #19



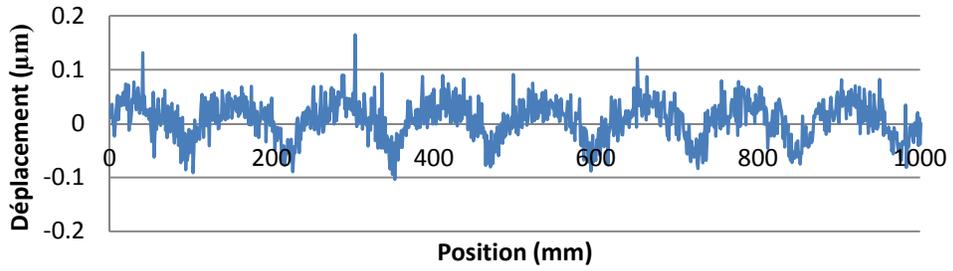
Profil de l'essai #20



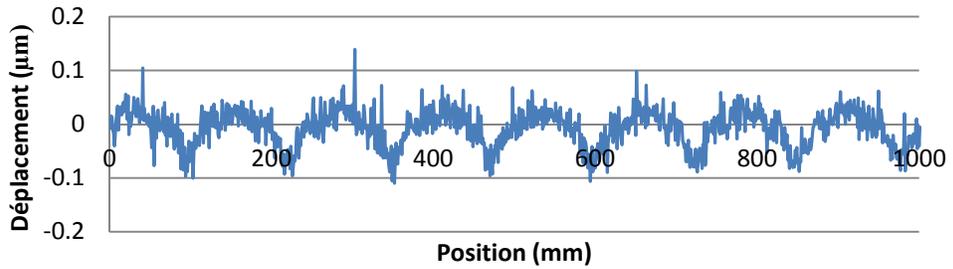
Profil de l'essai #21



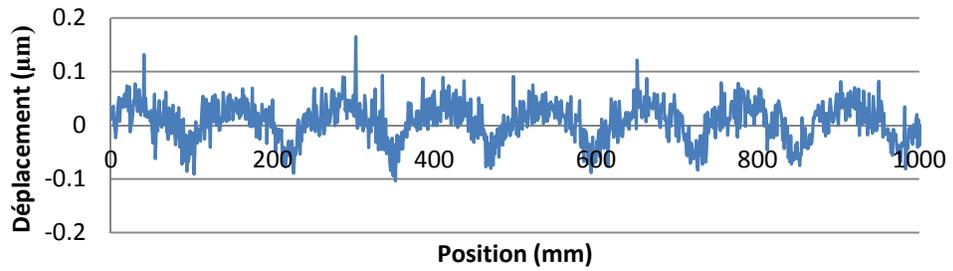
Profil de l'essai #22



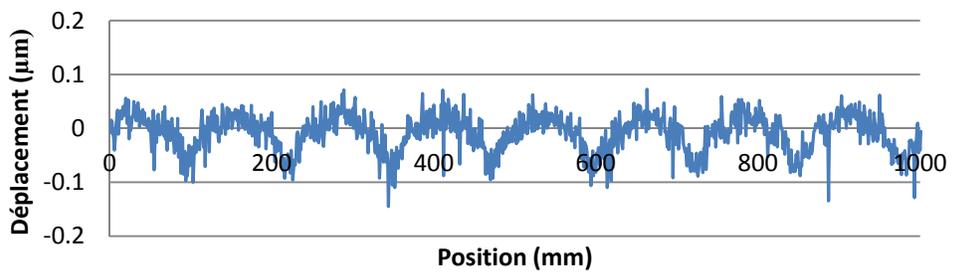
Profil de l'essai #23



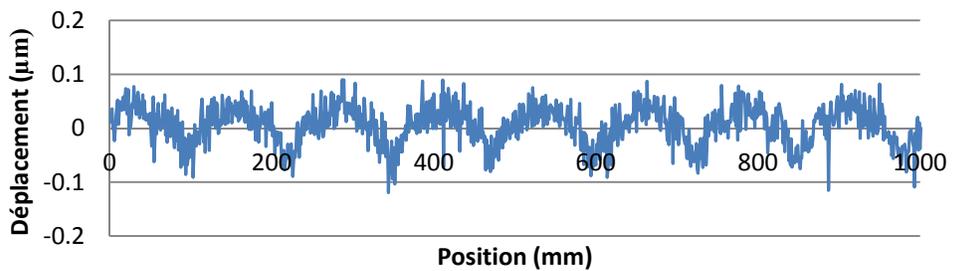
Profil de l'essai #24



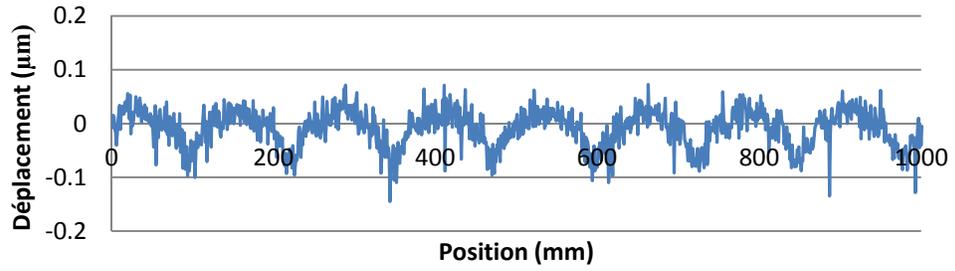
Profil de l'essai #25



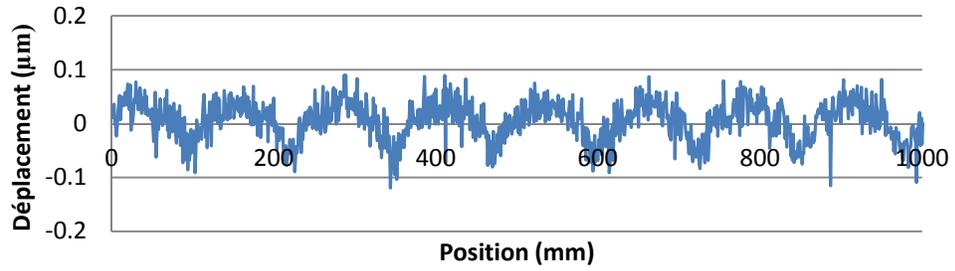
Profil de l'essai #26



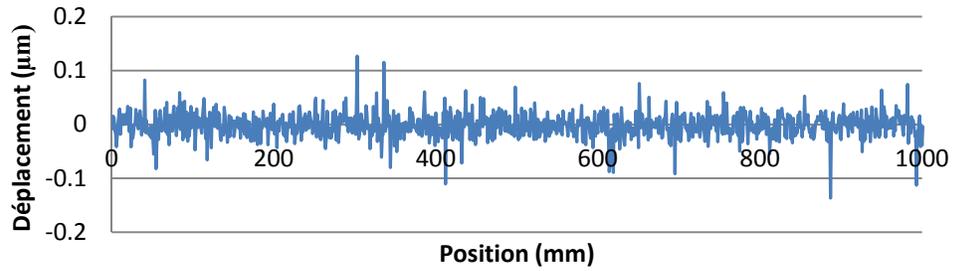
Profil de l'essai #27



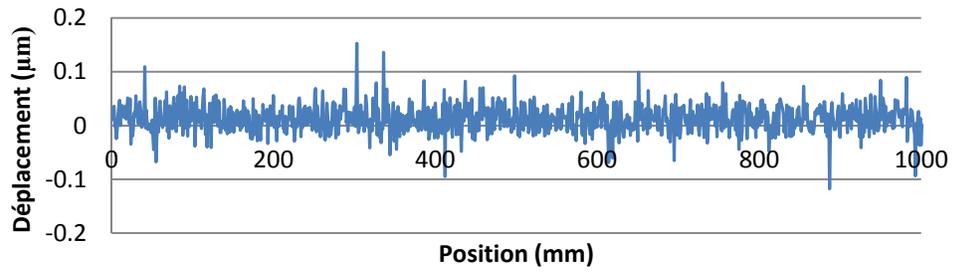
Profil de l'essai #28



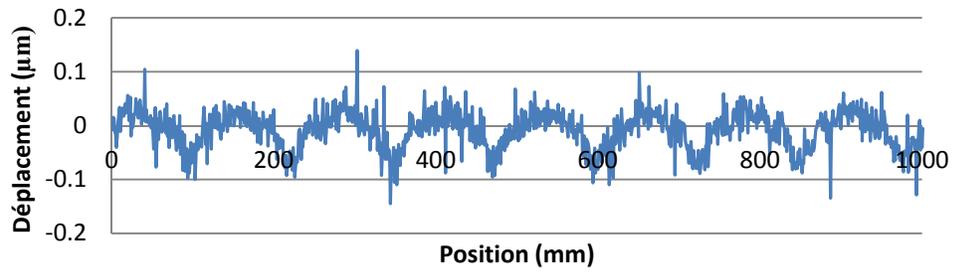
Profil de l'essai #29



Profil de l'essai #30



Profil de l'essai #31



Profil de l'essai #32

