

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <http://www.researchgate.net/publication/280077516>

Optimisation robuste de la qualité de surface usinée et de la productivité sous la limitation des vibrations

CONFERENCE PAPER · MARCH 2015

READS

22

4 AUTHORS:



Mohand Akli Sahali

University M'Hamed Bougara of Boumerdes

6 PUBLICATIONS 2 CITATIONS

SEE PROFILE



Idir Belaidi

University M'Hamed Bougara of Boumerdes

65 PUBLICATIONS 8 CITATIONS

SEE PROFILE



Roger Serra

Institut National des Sciences Appliquées C...

100 PUBLICATIONS 66 CITATIONS

SEE PROFILE



Hicham Chibane

Euro-Mediterranean Université of Fez

26 PUBLICATIONS 17 CITATIONS

SEE PROFILE

Optimisation robuste de la qualité de surface usinée et de la productivité sous la limitation des vibrations

Mohand Akli SAHALI, Idir BELAIDI

FSI, Université M'hamed Bougara, Equipe de recherche en mécanique et ingénierie des systèmes et procédés, Laboratoire d'Energétique, Mécanique et Ingénieries, Boumerdes 35000 - Algérie
Akli_Sahali@hotmail.fr, idir-belaidi@umbb.dz

Roger SERRA, Hicham CHIBANE

INSA Centre Val de Loire, Université François Rabelais, Laboratoire de Mécanique et Rhéologie - CEROC, 3 rue de la chocolaterie CS 23410, 41034 Blois Cedex - France
roger.serra@insa-cvl.fr, hicham.chibane@univ-tours.fr

Résumé — Dans cette contribution, nous présentons une optimisation robuste des paramètres de coupe, avec la prise en compte des incertitudes inhérentes à l'usure et à la déflexion de l'outil pour une opération de chariotage d'un acier 100C6. Dans une première étape, nous procédons à la construction des modèles de substitution qui relient les paramètres de coupe aux variables d'intérêt basée sur l'utilisation de plan d'expériences. Nos deux objectifs sont le meilleur état de surface et le maximum de productivité sous limitations liées aux vibrations et aux niveaux des trois paramètres de coupe. Ensuite, à l'aide de l'algorithme génétique développé et basé sur un mécanisme d'évaluation robuste de chromosomes par les simulations de Monte-Carlo, l'influence et l'intérêt de l'intégration des incertitudes dans l'optimisation en usinage sont mis en évidence. Après comparaison des fronts de Pareto classique et robuste, des qualités de surfaces moins efficaces mais robustes peut être obtenue avec la prise en compte des facteurs incontrôlables ou des incertitudes contrairement à ce que prévoit l'optimisation déterministe et classique pour les mêmes valeurs de la productivité.

MotsClés - Algorithme génétique, Optimisation robuste, Plan d'expériences, Simulation Monte-Carlo, Tournage

I. INTRODUCTION

En usinage par enlèvement de matière, les erreurs de type géométriques, cinématiques, thermiques, et mécanique (déflexion de l'outil de coupe) représentent une source de génération d'irrégularités géométriques [1, 2] affectant la qualité de la pièce finie de façon aléatoire. La prise en compte de ces incertitudes dans les procédures de commande et d'optimisation des conditions de coupe est de ce fait d'un intérêt certain pour une meilleure maîtrise de la productivité et de la qualité désirée des pièces.

Dans cette présente contribution, on s'intéresse essentiellement aux erreurs dues à la déflexion et l'usure de l'outil. Le taux d'erreur engendré par la déviation de l'outil en usinage conventionnel, représente environ 44% de l'erreur totale estimée comprenant le positionnement de la machine, l'allongement thermique, la trajectoire des pièces et outils et l'alignement de la pièce [3]. Les incertitudes dans ce contexte peuvent dépasser en finition les 40µm et la dégradation de l'état de surface provoquée par la déflexion est d'autant plus importante lors des opérations nécessitant l'utilisation des outils de coupe élancés et minces de bonne manœuvrabilité (fabrication des moules en fraisage). L'erreur sur l'état de

surface causée par la déviation de l'outil peut atteindre en effet 100µm dans un moule en acier trempé usiné avec une fraise à bout sphérique en carbure cimenté [4], ce qui a par ailleurs motivé le développement de modèles pour estimer les erreurs géométriques et l'implémentation des algorithmes de compensation en commande numérique dans [5] et la formulation mathématique de l'erreur liée à la machine-outil dans [1].

L'usure abrasive de la pointe et de l'arête de coupe est systématique et donc inévitable. Elle est plus considérable lors de l'utilisation d'outils en acier rapide. Exceptionnellement en UGV et en tournage, le profil de l'arête de coupe se trouve rapidement modifié à cause des frottements et la température très élevée entre la pièce et la face de dépouille de l'outil. L'usure élargit le rayon de bec nominal et l'avance se voit diminuer progressivement en fonction du temps. Cela a une influence plus ou moins positive sur la rugosité de la surface usinée.

Dans ce contexte, nous avons proposé une optimisation des paramètres de coupe qui réalisent un compromis entre une rugosité minimale de la surface usinée et une productivité maximale. Les incertitudes inhérentes à l'usure et à la déflexion de l'outil pour une opération de chariotage d'un acier 100C6 sont prises en compte. Pour lier la théorie à la pratique, nous avons construit des modèles de substitution par régression linéaire multiple à partir de plans d'expériences, pour la prédiction et l'optimisation des paramètres de coupe. Ensuite, à l'aide de l'algorithme génétique développé par [6] et basé sur un mécanisme d'évaluation robuste de chromosomes (individus) et qui intègre les simulations de Monte-Carlo pour le calcul de la robustesse, nous avons pu mettre en évidence l'influence et l'intérêt de la considération des incertitudes dans l'optimisation en usinage.

II. OPTIMISATION ROBUSTE

Un usinage économique et fiable est le résultat d'une optimisation robuste des conditions opératoires d'usinage conduisant à des solutions les moins sensibles aux variations des paramètres liées aux erreurs du système usinant, autrement dit c'est une optimisation prenant en compte les incertitudes des paramètres de coupe considérés [7].

La procédure d'une optimisation robuste nécessite de rendre le problème à l'état déterministe. En effet, l'introduction d'incertitudes dans les paramètres d'entrée sous des lois de distribution uniforme ou normale rend le problème stochastique, car les paramètres de sortie deviendront aléatoires par propagation d'erreurs. Donc pour le ramener à un problème déterministe, il faut mesurer la robustesse des variables dépendantes par le calcul de l'espérance ou de la variance ou encore les deux en même temps [8]. En un point x affecté d'une incertitude, la mesure de l'espérance d'une fonction $f(x)$ estime la valeur moyenne de cette fonction dans l'entourage du point x étudié; cependant, le calcul de l'espérance effectue un lissage de la fonction objectif initiale. La solution obtenue à la suite d'une optimisation par l'espérance est dite performante et robuste.

En outre, la mesure de la robustesse par le calcul de la variance considère la dispersion de la fonction autour du point étudié. Ainsi la minimisation de cette statistique nous renseigne sur une solution purement robuste à l'égard des objectifs [9]. La formulation du problème d'optimisation robuste s'effectue de différentes façon. La fonction contrainte originale peut être remplacée par son espérance et la fonction « objectif » initiale par sa variance [10]. Une combinaison entre robustesse pure et performance robuste en substituant la fonction objectif classique par un assemblage espérance-variance avec un facteur de pondération, est aussi praticable. Traiter l'espérance de la fonction initiale et considérer sa variance comme une contrainte (M-robustesse et l'inverse la V-robustesse) est également une autre solution possible.

III. OPTIMISATION ROBUSTE EN USINAGE

SUN et al [19] ont réalisé une optimisation multi objectifs robuste par la méthode d'essaim d'abeilles dans la mise en forme des plaques métalliques. Les fonctions « objectifs » et les « contraintes » sont obtenues par plans d'expériences numériques (FEA) associées à la méthode de surface de réponse. De plus, le principe six sigma pour apprécier les variations des contraintes causées par les perturbations des variables de décision a été utilisé. De même, à travers la fabrication assistée par ordinateur, JEANG [12] a pu établir un modèle de substitution robuste en reliant le temps d'usinage aux paramètres de coupe et leurs incertitudes grâce à la méthodologie de plan d'expériences et de la surface de réponse, où les essais ont été simulés par CATIA. La minimisation du temps d'usinage sous incertitudes et tenant compte de la qualité de la surface usinée a ouvert de nouvelles perspectives de recherche.

LANDERS et al [13] ont proposé une stratégie de commande robuste de l'effort, dans le but de compenser le processus de coupe soumis aux variabilités. Une optimisation de la commande adaptative (ACO) où les paramètres de la machine sont ajustés en fonction de la réaction du processus de coupe et d'une manière à compenser la modélisation d'imprécisions a été étudiée. Dans le fraisage des parois minces, l'analyse par les éléments finis a été utilisée pour prédire l'erreur due à la déflexion de l'outil et de l'instabilité du système sous un modèle thermomécanique, puis grâce à la méthode min-max, une optimisation robuste des paramètres de coupe a été effectuée. PAIVA et al [14] en tournage d'un acier

dur, a étudié l'influence des paramètres de coupe (V_c, f, a_p) et de deux paramètres incertains (usure de l'outil notée VB et la dureté de la pièce notée HRC) sur les rugosités de la surface par plan d'expériences pour ensuite procéder à l'optimisation robuste avec les modèles de substitution RSM.

IV. FORMULATION D'UN PROBLÈME D'OPTIMISATION ROBUSTE

Si une variable de décision x est incertaine et sa distribution suit une loi uniforme $X_x \sim \mathcal{U}[-\delta, \delta]$, alors la fonction initiale $f(x)$ devient à son tour une variable aléatoire $X_{f(x)}$ par propagation d'incertitude dont la loi de distribution est a priori inconnue pour chaque point. Le problème d'optimisation classique devient ainsi stochastique. Il faut le ramener à un problème déterministe avec une mesure de la robustesse qu'on notera $\varphi(f(x + X_x))$ décrite plus loin dans l'éq. (3). La mesure de la robustesse la plus utilisée est l'agrégation espérance-variance calculées à l'aide des simulations de Monte-Carlo (Figure 1).

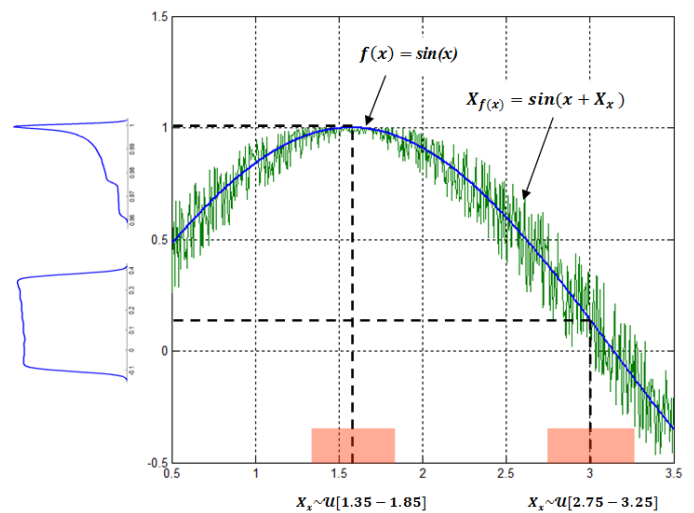


Figure 1. ESTIMATION DE LA DENSITE DE PROBABILITE DE LA VARIABLE ALEATOIRE $f(x+X_x)$ EN DEUX POINTS DIFFERENTS PAR LES SIMULATIONS DE MONTE-CARLO

Les problèmes d'optimisation classique et robuste s'énoncent respectivement dans les éq. (1) et éq. (2) comme suit :

$$\text{éq. (1):} \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{minimiser } f(x) \\ \text{telle que } g_j(x) \leq 0 \quad j = 1, \dots, n \\ x_{\min} \leq x \leq x_{\max} \end{array} \right.$$

$$\text{éq. (2):} \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{minimiser } \varphi(f(x + X_x)) \\ \text{telle que } g_r_j(x) \leq 0 \quad j = 1, \dots, n \\ x_{\min} \leq x \pm \delta x \leq x_{\max} \end{array} \right.$$

où δx est le demi-intervalle d'incertitude (ou tolérance) des variables de conception, x représente le vecteur des variables de conception et x_{min}, x_{max} sont les bornes inférieures et supérieures de l'espace de recherche. $\varphi(f(x + X_x))$ est la fonction objectif robuste décrite à l'éq. (3) qui substitue la fonction objectif classique $f(x)$ et enfin $g_{r,j}(x)$ sont les n fonctions contraintes robustes qui aussi substituent les fonctions "contrainte" classiques $g_j(x)$.

$$\text{éq. (3): } \varphi(f(x + X_x)) = \alpha * E[f(x + X_x)] + (1 - \alpha) * \sigma(f(x + X_x))$$

Avec α un facteur de pondération ($0 \leq \alpha \leq 1$) tel que :

- $\alpha = 0$: la solution est dite purement robuste,
- $\alpha = 1$: la solution est dite performante et robuste,

où E est l'espérance de la fonction objectif et σ est la déviation standard de la fonction objectif.

On s'intéresse ici à la mesure de la déviation standard. Il est impératif de respecter les frontières du nouvel espace de recherche défini par les nouvelles contraintes fiables suivantes [10] :

$$\text{éq. (4): } g_{r,j}(x) = g_j(x) + \beta * \sum_{i=1}^n \left| \frac{\partial g(x)_j}{\partial x_i} \right| \Delta x_i$$

où $\left| \frac{\partial g(x)_j}{\partial x_i} \right|$ est la valeur absolue du gradient de la j ème contrainte par rapport à la i ème variable de conception et β est un facteur de pénalité qui contrôle le degré de la robustesse.

V. ÉTUDE DE CAS EN CHARIOTAGE

Les essais de chariotage ont été réalisés sur un tour SOMAB 500 d'une puissance de 24kW et ayant une vitesse de rotation maximale de 2500 tr/min. Le matériau choisi est l'acier 100C6, c'est un acier allié ayant une résistance d'environ 850 Mpa et une dureté de 217 HB. La géométrie de la plaquette est ISO CNMG 120408, montée sur un outil ISO DCLNL2525M12 [16].

Pour mettre en œuvre notre algorithme d'optimisation et choisir les conditions de coupe optimales, plusieurs paramètres à mesurer ont été sélectionnés :

- La qualité de la surface : nous avons mesuré la rugosité de surface Ra en (μm) à l'aide d'un rugosimètre.
- La productivité : le débit copeaux Q (cm^3/min) est calculé pour chaque essai et se définit comme suit :

$$\text{éq. (5): } Q = 1000 * V * f * a_p$$

- Vibrations de l'outil de coupe : les signaux, provenant de l'accéléromètre triaxial (4520) monté sur l'outil, sont recueillis à l'aide d'un multi-analyseur de type 3560 de Brüel et Kjær dans les trois directions et enregistrés directement sur un PC. Le temps d'acquisition est lié à la vitesse de coupe utilisée (entre 8s et 24s), la fréquence d'échantillonnage est de 16384 Hz.

Les accélérations sont plus importantes dans la direction tangentielle (ou de coupe), d'où le choix de cette direction pour notre analyse.

A. Régression linéaire multiple

En associant la régression linéaire multiple et le plan d'expériences, on peut obtenir un modèle empirique prédictif des valeurs observées ou mesurées durant la campagne d'essais avec une très bonne précision [15].

$$\text{éq. (6): } y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i$$

où ε_i est l'erreur du modèle qui résume l'information manquante dans la régression linéaire des valeurs de y_i à partir des X_{i1}, \dots, X_{ij} et β_0, \dots, β_j sont les coefficients des paramètres à estimer. Une série de tests statistiques est menée pour assurer la qualité du modèle. Notre plan d'expériences est factoriel complet composé de 27 essais tel que décrit dans [16].

B. Les méta-modèles

Sur la base des résultats d'investigations menées, la régression linéaire et l'analyse de variance (ANOVA) ont été utilisées pour déterminer les modèles de sortie, et les facteurs influents pour chaque sortie (Ra, Az) en fonction des entrées (a_p, f, V). Dans cette partie, trois types de modèles ont été développés :

Modèles empiriques ou méta-modèles	R ² ajustés
$R_a = -0.85 - 0.43 * a_p + 12.08 * f - 8.0 * 10^{-3} * V + 1.3 * a_p * f + 5.2 * [10]^{(-3)} * V * a_p - 9.52 * [10]^{(-5)} * f * V$	0.99
$A_z = 173.48 - 114.58 * a_p - 660.75 * f - 0.51 * V + 325.12 * a_p * f + 0.36 * a_p * V + 2.38 * f * V$	0.98

Tableau 1. LES MODELES DE REGRESSION POUR CHAQUE SORTIE AVEC LEURS COEFFICIENTS DE DETERMINATION AJUSTES RESPECTIFS

VI. OPTIMISATION

A. Les paramètres incertains

Dans cette section, nous prendrons en considération les incertitudes de deux paramètres qui ont une influence importante et directe sur les variables dépendantes à étudier. Les deux paramètres sont : l'avance de l'outil (f) et la profondeur de passe (a_p). Leurs variabilités sont supposées suivre une loi uniforme.

En raison de l'usage de l'arête de coupe, le pas d'avance et l'épaisseur du copeau diminuent progressivement le long de la longueur usinée (dispersion systématique, Figure 2), son incertitude est estimée à travers de l'usure en dépouille VB selon la norme ISO 3685 (1993). Ce type d'usure entraîne des irrégularités géométriques d'ordre 1 (cylindricité, planéité ...), mais de plus en plus une meilleure qualité de la surface usinée est obtenue du fait de la diminution systématique de l'avance.

$$\text{éq. (7): } VB_n = VB * \tan \alpha$$

où α est l'angle de dépouille en section orthogonale.

La déflexion radiale de l'outil (D_r) causée par l'effort de coupe répulsif (Figure 2) engendre une dispersion aléatoire de la hauteur du profil usiné (défauts d'ordre 2).

De plus, le recul de l'arête de coupe (U_{r_c}) résultant de l'usure du rayon de bec est la cause d'irrégularités géométriques d'ordre 1 (Figure 3).

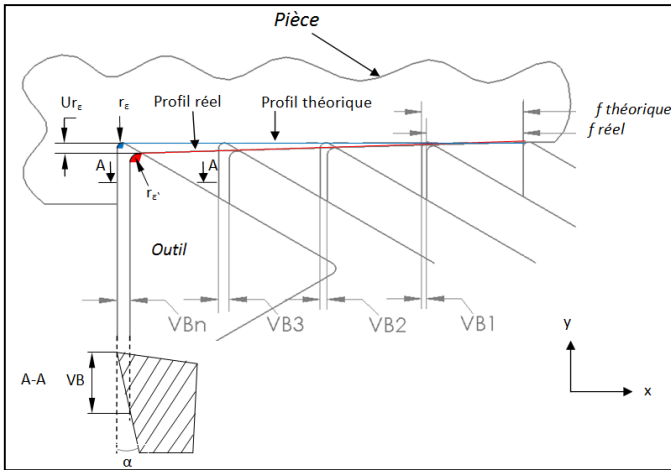


Figure 2. INCERTITUDES DUES A L'USURE EN DEPOUILLE VB DE L'OUTIL EN CHARIOTAGE

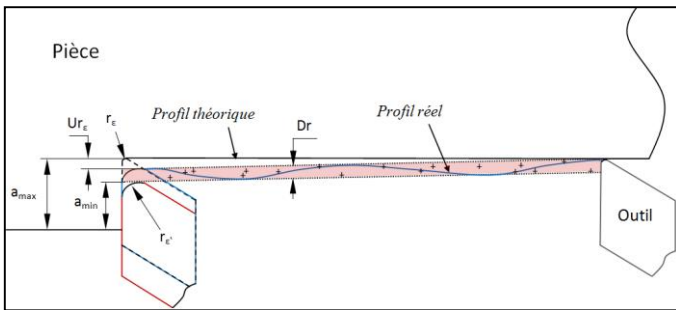


Figure 3. INCERTITUDES DUES A LA DEFLEXION DE L'OUTIL EN CHARIOTAGE ET DE L'USURE DU RAYON DE BEC

En effet, le début de l'usure de l'outil peut conduire à une modification du rayon de pointe dans le sens d'un rayon équivalent plus grand que le rayon nominal ce qui devrait améliorer temporairement l'état de surface [8].

Par conséquent, l'incertitude sur la profondeur de passe est calculée par la somme des deux dernières incertitudes ($U_{a_p} = U_{r_c} + D_r$) et on l'estime à environ 10 %.

Pour réduire les défauts géométriques et dimensionnels de premier ordre, un niveau maximum de vibrations $A_{z \max}$ a été fixé en fonction des résultats obtenus lors d'une campagne d'optimisation précédente [16].

B. Formulation du problème étudié

En utilisant les méta-modèles déterminés précédemment, une optimisation des paramètres de coupe qui réalisent des compromis entre une productivité maximale et une rugosité minimale de la surface usinée sous les variabilités de la profondeur de passe et de l'avance de l'outil peut être réalisée.

Pour cela, l'algorithme génétique développé MC-GA est utilisé en raison de son efficacité à traiter des problèmes d'optimisation sous incertitudes. L'algorithme génétique "robuste" utilisé suit les mêmes étapes que l'algorithme génétique "déterministe". Sauf que, le mécanisme d'évaluation (fitness) est remplacé par un autre mécanisme fiable (fitness robuste) [9].

Dimension de la population	200
Nombre d'échantillons Monte-Carlo	50 000
Sélection	Par tournois
Taux de croisement	0.8
Taux de mutation	0.01
Nombre de générations	200

Tableau 2. LES VALEURS DES PARAMETRES DE L'ALGORITHME GENETIQUE UTILISE

Lors de la formulation de notre problème sous incertitudes, les fonctions "objectifs" classiques (R_a et Q) devenues aléatoires (\bar{R}_a et \bar{Q}), sont remplacées respectivement par leurs espérances ($E(\bar{R}_a)$, $E(\bar{Q})$). De plus, les fonctions "contraintes" classiques sont additionnées aux déviations standard des fonctions "contraintes" stochastiques $\sigma(\bar{A}_z)$ multipliées d'un coefficient de pénalité β pour former de nouvelles contraintes robustes décrite dans l'éq.(8) ci-après :

$$\text{éq. (8): } \left\{ \begin{array}{l} \text{minimiser } E(\bar{R}_a) \\ \text{maximiser } E(\bar{Q}) \\ \text{telle que} \\ A_z + \beta * \sigma(\bar{A}_z) \leq A_{z \max} \\ 100 \leq V \leq 300 \\ 0.15 \leq f \leq 0.45 \\ 1 \leq a_p \leq 2 \\ \text{avec} \\ A_{z \max} = 200 \text{ m/s}^2 \\ \tilde{f} = \mathcal{U} [f - VBn ; f] \\ \tilde{a}_p = \mathcal{U} [a_p - (a_p * U_{a_p}); a_p] \\ \beta \end{array} \right.$$

Par la suite, une comparaison entre les optima robustes (sous incertitudes) et les optima efficaces (classiques) est présentée et discutée.

VII. RESULTATS ET DISCUSSIONS

Pour une profondeur de passe $a_p=2\text{mm}$, le domaine faisable « classique » est délimité par le niveau des vibrations maximal (en bleu), par les avances maximale et minimale permises [0.15-0.45] (en noir). D'un autre côté, le domaine faisable « robuste » est délimité par la fonction bruit des vibrations (en vert) et par les fonctions bruit des avances maximale et minimale permises (respectivement en vert foncé et en rouge sur la Figure 4 ci-dessous).

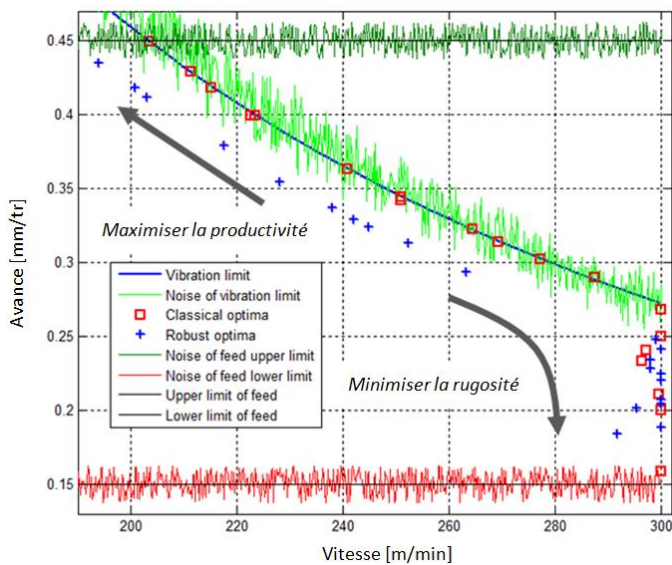


Figure 4. REPRESENTATION DES SOLUTIONS CLASSIQUES ET ROBUSTES RESPECTIVEMENT DANS L'ESPACE FAISABLE « CLASSIQUE » ET « ROBUSTE » (POUR $a_p=2\text{mm}$)

En analysant cette Figure, pour respecter un seuil des accélérations A_{zmax} et maximiser la productivité (opération d'ébauche), on constate qu'il est primordial de prendre les valeurs maximales d'avance et le minimum des vitesses de coupe.

Par contre, on constate également qu'il est recommandé de travailler avec les valeurs minimales d'avance et les valeurs maximales de la vitesse de coupe afin de minimiser la rugosité de la surface (en finition).

Ainsi, les optimums classiques obtenus du front de Pareto (sans la considération des incertitudes), sont à l'intérieur du domaine faisable « classique ». En théorie les contraintes posées sont respectées avec une différence $\Delta c_{\text{vibration}}=2.57 \text{ m/s}^2$ (Tab. 3) par rapport au niveau des accélérations maximales A_{zmax} pour l'optimum classique des paramètres de coupe (240.8 m/s , 0.36 mm/tr et 2 mm).

Cependant, la prise en compte des incertitudes dans la formulation de notre problème (équ.10), montre que les solutions classiques du front de Pareto ne sont plus fiables ou robustes, car elles se trouvent hors du nouveau domaine faisable dit « espace robuste ». Ou le même optimum classique (240.8 m/s , 0.36 mm/tr , 2 mm) conduit à un défaut de -3.64 m/s^2 par rapport au niveau des accélérations maximales imposées. De ce fait les limitations réelles définies en tenant en compte de l'usure et les déformations de l'outil sont violées.

Avec l'algorithme génétique développé intégrant les simulations de Monte-Carlo pour le traitement des problèmes sous incertitudes, nous avons obtenu des optima robustes qui tiennent en compte de la variabilité des paramètres de coupe. En effet, pour l'optimum robuste (242.10 m/s , 0.33 mm/tr et 2 mm) on constate que les limitations pratiques, vibration et avance maximales, sont respectées avec une différence $\Delta r_{\text{vibration}}=15.32 \text{ m/s}^2$ (Tab. 3) par rapport au niveau des accélérations maximales. Néanmoins, un compromis peut être réalisé en vue d'obtention des optima robustes vis-à-vis des contraintes imposées et efficaces vis-à-vis des objectifs en ajustant le facteur de pénalité β . Selon la littérature, le facteur de pénalité est choisi $\beta=3$ dans l'algorithme génétique développé.

	V	f	a_p	Q	$E(Q)/\sigma(Ra)$	Ra	$E(Ra)/\sigma(Ra)$	$\Delta c_{\text{vibration}}$	$\Delta r_{\text{vibration}}$
optima classique	240.80	0.36	2	173.37		4.20		2.57	- 3.64
optima robuste	242.10	0.33	2		146.02/5.53		3.44/0.12	21.08	15.32

Tableau 3. COMPARAISON ENTRE LES OPTIMA ROBUSTES (SOUS INCERTITUDES) ET LES OPTIMA EFFICACES (CLASSIQUES) où :

- $\Delta c_{\text{vibration}}$: Différence entre les optima classiques et les bornes du domaine faisable « classique »,
- $\Delta r_{\text{vibration}}$: Différence entre les optima robustes et les bornes du domaine faisable « robuste ».

Les optima robustes obtenus dès lors donnent une bonne satisfaction pour le respect des contraintes robustes imposées et les objectifs fixés (Figure 4). Nous constatons un rétrécissement de l'espace faisable robuste au fur et à mesure que facteur de pénalité, l'usure et les déplacements de l'outil augmentent.

La prise en considération des incertitudes nous montre que pour une productivité $Q = 152.2 \text{ cm}^3/\text{min}$, la rugosité réelle « robuste » sera de $4,53 \mu\text{m}$ au lieu d'une rugosité théorique plus « efficace » de $2,77 \mu\text{m}$ (Figure 5). La robustesse et

l'efficacité sont deux concepts contradictoires, où un compromis doit être réalisé pour satisfaire les deux objectifs (Tab. 3).

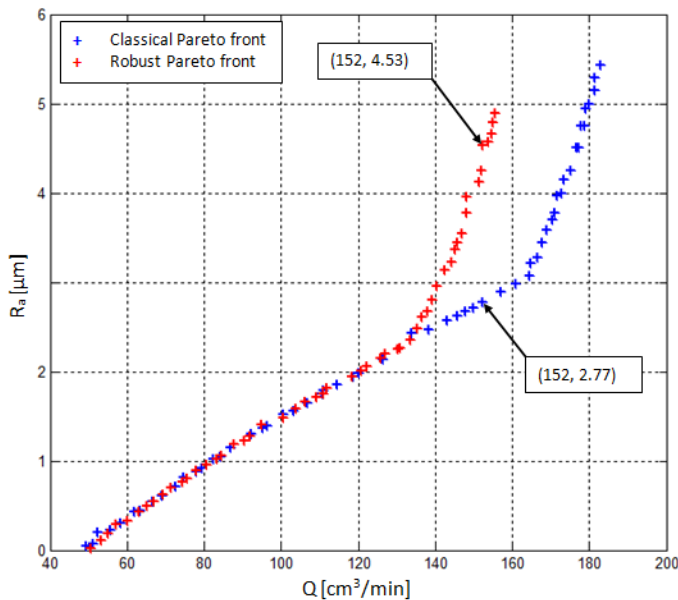


Figure 5. FRONTS DE PARETO CLASSIQUE ET ROBUSTE

VIII. CONCLUSION

En introduisant les incertitudes engendrées par l'usure de l'outil et sa déflexion dans l'algorithme d'optimisation développé, des optima fiables « robustes » ont été obtenus pour le problème posé. La prise en compte de la variabilité des paramètres de coupe inhérente à l'usure de l'outil et à sa déflexion a permis de montrer son rôle important dans la détermination des optima robustes. L'algorithme génétique développé intégrant les simulations de Monte-Carlo a permis de réaliser un compromis entre robustesse et efficacité des solutions ainsi que d'approcher la réalité du processus de coupe.

Ainsi, nous avons observé que les solutions dites efficaces « classique » ne sont pas fiables, avec un déplacement de 3.64 m/s^2 du niveau des accélérations. Grâce à l'optimisation robuste avec l'algorithme MC-GA les limitations imposées respectées avec une marge de 15.32 m/s^2 par rapport au niveau des accélérations permis. Après comparaison des fronts de Pareto classique et robuste, nous avons déduit que des rugosités robustes (réalistes) mais moins efficace de la surface usinée avec $Ra = 4.53 \mu\text{m}$ peuvent être obtenus en tenant compte de l'usure et de la déviation de l'outil de coupe contrairement à ce que prévoit l'optimisation déterministe et classique avec une rugosité « efficace » $Ra = 2,77 \mu\text{m}$ pour le même niveau de la productivité $Q = 152,2 \text{ cm}^3/\text{min}$.

IX. RÉFÉRENCES

[1] NAWARA, L., KOWALSKI, M., et SLADEK, J. "The influence of kinematic errors on the profile shapes by means of CMM", CIRP Annals - Manufacturing Technology, vol. 38, n°1, 1989, pp. 511-516.
 [2] SALGADO, M., LÓPEZ DE LACALLE, L. N., LAMIKIZ, A., et al. "Evaluation of the stiffness chain on the deflection of end-mills under cutting forces", Int. J. Machine Tools and Manufacture, vol. 45, no 6, 2005, pp. 727-739.

[3] LÓPEZ DE LACALLE, L. N. et LAMIKIZ, A. "Machine tools for high performance machining", Ed. Springer, eBook ISBN : 978-1-84800-380-4, 2009.
 [4] KIM, G. M., KIM, B. H., et CHU, C. N. "Estimation of cutter deflection and form error in ball-end milling processes", Int. J. Machine Tools and Manufacture, vol. 43, n°9, 2003, pp. 917-924.
 [5] SARTORI, S. et ZHANG, G. X. "Geometric error measurement and compensation of machines", CIRP Annals-Manufacturing Technology, vol. 44, n°2, 1995, pp. 599-609.
 [6] SAHALI, M. A., BELAIDI, I., et SERRA, R. "Efficient genetic algorithm for multi-objective robust optimization of machining parameters with taking into account uncertainties", Int. J. Adv. Manuf. Tech., 2014, pp. 1-12.
 [7] LEE, Kwon-Hee et PARK, Gyung-Jin. "Robust optimization considering tolerances of design variables", Comp & Struct, vol. 79, n°1, 2001, pp. 77-86.
 [8] DOLTSINIS, Ioannis et KANG, Zhan. "Robust design of structures using optimization methods", CMAME, vol. 193, n°23, 2004, pp. 2221-2237.
 [9] BAUDOUI V., KLOTZ P., HIRIART-URRUTY J-B et al. "Local Uncertainty Processing (LOUP) method for multidisciplinary robust design optimization", Structural and Multidisciplinary Optimization, vol. 46, n°5, 2012, pp. 711-726.
 [10] RAMAKRISHNAN B. et RAO S. S. "A robust optimization approach using Taguchi's loss function for solving nonlinear optimization problems", ADA, vol. 32, n°1, 1991, pp. 241-248.
 [11] SUN, Guangyong, LI, Guangyao, GONG, Zhihui, et al. "Multiobjective robust optimization method for drawbead design in sheet metal forming", Materials & Design, vol. 31, n°4, 2010, pp. 1917-1929.
 [12] JEANG, Angus. "Robust cutting parameters optimization for production time via computer experiment", AMM, vol. 35, n°3, 2011, pp. 1354-1362.
 [13] LANDERS R. G. et ULSOY GALIP A. "Robust machining force control with process compensation", J. Manuf. Sci. Eng., vol. 125, n°3, 2003, pp. 423-430.
 [14] PAIVA A. P., CAMPOS P. H., FERREIRA J. R., et al. "A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool", IJRMHM, vol. 30, n°1, 2012, pp. 152-163.
 [15] TINSSON, W. "Plans d'expérience: constructions et analyses statistique", Ed. Springer, eBook ISBN : 978-3-642-11472-4, 2010.
 [16] CHIBANE H., SERRA, R. et LEROY, R. "Optimisation des paramètres de coupe en tournage", 3ièmes Journées Identification et Modélisation Expérimentale (JIME), Douai, 2011.