



**HAL**  
open science

## Mise en oeuvre d'une optimisation multi-objectif en tournage d'un acier 100C6 : compromis entre qualité de surface et productivité

Hicham Chibane, Roger Serra, René Leroy

### ► To cite this version:

Hicham Chibane, Roger Serra, René Leroy. Mise en oeuvre d'une optimisation multi-objectif en tournage d'un acier 100C6 : compromis entre qualité de surface et productivité. CFM 2011 - 20ème Congrès Français de Mécanique, Aug 2011, Besançon, France. hal-03422474

**HAL Id: hal-03422474**

**<https://hal.science/hal-03422474>**

Submitted on 9 Nov 2021

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Mise en oeuvre d'une optimisation multi-objectif en tournage d'un acier 100C6 : compromis entre qualité de surface et productivité

H. CHIBANE<sup>a</sup>, R. SERRA<sup>b</sup>, R. LEROY<sup>c</sup>

a. Université François Rabelais, Laboratoire de Mécanique et Rhéologie, E.A. 2640  
B.P. 3410, 41034 Blois Cedex, France

b. ENI Val de Loire, Université François Rabelais, Laboratoire de Mécanique et Rhéologie, E.A. 2640  
B.P. 3410, 41034 Blois Cedex, France

c. Université François Rabelais, Polytech'Tours, Laboratoire de Mécanique et Rhéologie, E.A. 2640  
7 Avenue Marcel Dassault, 37200 Tours, France

## Résumé :

*Le choix des paramètres de coupe est très important en usinage. L'objectif de cette étude est de déterminer les paramètres de coupe optimaux en tournage d'un acier (100C6) par rapport à l'état de surface des pièces usinées et la productivité. Une combinaison de méthodes statistiques, analytiques et expérimentales a permis d'obtenir des modèles représentatifs des objectifs fixés. Des conditions optimales ont pu ainsi être déterminées en fonction de la stratégie d'usinage choisie, à l'aide d'un algorithme génétique d'optimisations combiné avec la méthode de sommes pondérées.*

## Abstract:

*The choice of cutting parameters is very important in machining. The objective of this study is to select the optimal cutting parameters when turning of (100C6) steel to ensure a better surface quality and also for higher productivity. Models resulting from a combination of statistical, analytical and experimental methods can be used to solve the objectives. Optimum conditions are determined according to the selected machining strategy, using a genetic algorithm optimization method combined with the Weighted mean method.*

**Mots clefs :** Tournage, Plans d'expériences, Régression linéaire, ANOVA, Optimisation, Rugosité.

## 1 Introduction

Le tournage est l'un des procédés d'usinage les plus utilisés dans l'industrie mécanique. Pour déterminer la qualité d'une opération d'usinage, il est possible d'utiliser des méthodes statistiques pour prédire la rugosité de surface, l'usure de l'outil en fonction des conditions de coupe. Un grand nombre d'études sur la rugosité de surface, l'usure de l'outil de coupe, les efforts de coupe, liée à des opérations de tournage ont été menées. Choudhury et al [1] ont utilisé la méthode de surface de réponse (RSM) avec un plan factoriel pour prédire la rugosité de surface lors d'un usinage des matériaux à haute résistance. Horng et al [2] ont étudié l'usinabilité d'un acier dur Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>/TiC en tournage avec un outil mixte à base de céramique par la méthode de surface de réponse. Mansour et al [3] ont utilisé un modèle multiplicatif pour prédire la rugosité de surface en fonction des paramètres de coupe et des vibrations de l'outil. Par ailleurs, la modélisation de la coupe peut être développée en utilisant des approches classiques telles que la régression linéaire ou des méthodes basées sur l'intelligence artificielle. Ces dernières utilisent des approches non-conventionnelles telles que les réseaux de neurones artificiels (ANN), la logique floue (FL) et les algorithmes génétiques (GA) (Lakshminaraya et al [4], Azlan et al [5], Risbood et al [6]).

Le choix des conditions de coupe s'avère un facteur très important dans l'usinage. Actuellement, les méthodes les plus utilisées pour faire ce choix sont des méthodes empiriques basées sur l'expérience des fabricants et des utilisateurs des outils coupants (abaques, diagrammes par constat expérimental, etc). Ses expériences, souvent très coûteuses, donnent une large plage de choix des paramètres en fonction de leurs besoins. Ainsi l'objectif est de fournir à ces derniers un nouvel outil permettant de choisir les conditions de coupe de façon intelligente à partir d'un nombre suffisant d'expériences tout en prenant en compte des

intérêts parfois opposés. Pour atteindre cet objectif, une combinaison de plusieurs méthodes : statistiques, analytiques, et expérimentales a été mise en œuvre. La méthode de régression linéaire a permis d'obtenir une modélisation mathématique des paramètres de coupe. Pour chacun des modèles, un test de « Student » a été appliqué pour sélectionner les paramètres les plus significatifs. Puis, l'analyse de variance (ANOVA) a été utilisée pour vérifier la validité des modèles [7]. Finalement, l'algorithme d'optimisation choisi est un algorithme génétique d'optimisation multi-objectif (GAO) utilisant la méthode de sommes pondérées.

## 2 Régression linéaire multiple :

La régression linéaire multiple est une généralisation, à  $j$  variables explicatives ( $X$ ), de la régression linéaire simple. Etant donné un échantillon de taille  $n$  ( $n$  nombre d'essais) :  $(y_i, X_{i1}, \dots, X_{ij}), i = 1, \dots, n$  nous cherchons à expliquer, avec le plus de précision possible, les valeurs prises par  $y_i$  (Valeur de la variable dépendante), à partir d'une série de variables explicatives  $X_{ij}$  ( $j=1, \dots, P$  ou  $P$  est le nombre de variables explicatives). Le modèle théorique, du 1<sup>o</sup> ordre avec interaction prend alors la forme:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{12} X_{i1} X_{i2} + \beta_{13} X_{i1} X_{i3} + \dots + \varepsilon_i \quad (1)$$

où  $\varepsilon_i$  est l'erreur du modèle qui exprime l'information manquante dans la régression linéaire et  $\beta_0, \dots, \beta_j$  sont les paramètres à estimer.

Une série de tests statistiques est menée pour juger de la qualité du modèle basée sur l'analyse globale du système, l'étude des coefficients du modèle et l'analyse des résidus [8,9].

### 2.1 Analyse globale du système

L'objectif de l'analyse globale du système est de définir la qualité descriptive du modèle obtenu au moyen de l'analyse de la variance (ANOVA). Pour qualifier ces modèles, plusieurs coefficients d'ajustement doivent être préalablement définis :

- Coefficient de corrélation  $R^2$  : compris entre 0 et 1. Il s'interprète comme la proportion de la variabilité du modèle. Plus le  $R^2$  est proche de 1, meilleur est le modèle. L'inconvénient du  $R^2$  est qu'il ne prend pas en compte le nombre de variables utilisées pour ajuster le modèle. Sa valeur est définie par la relation suivante :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{avec} \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (2) \quad \text{où } \hat{y}_i \text{ est l'estimation de } y_i \text{ par modélisation.}$$

- $R^2$  ajusté ( $\widehat{R}^2$ ) : c'est le coefficient de corrélation ajusté du modèle. Il représente une correction du  $R^2$  qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Sa valeur est définie par :

$$\widehat{R}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n-1}{n-P-1} \quad (3)$$

- Analyse de la variance (ANOVA) : le tableau d'analyse de la variance est un résultat qui permet de voir si on peut considérer que les variables explicatives sélectionnées et leurs éventuelles interactions apportent une quantité d'information significative au modèle ou non. En d'autres termes, c'est un moyen de tester si la moyenne de la variable à modéliser suffirait à décrire les résultats obtenus ou non.
- Nombre de degrés de liberté DDL : pour le modèle retenu il correspond à la partie erreur ou :  
DDL Modèle = P, DDL Erreur = n-P-1, DDL Totale corrigé = n-1.

- La somme des carrés corrigés SS :

$$SS_{total} = SS_{modèle} + SS_{erreur} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (4)$$

$$SS_{modèle} = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \quad \text{et} \quad SS_{erreur} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5,6)$$

- Le carré de l'écart moyen résiduel MS :

$$MS_{erreur} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{P} \quad \text{et} \quad MS_{modèle} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - P - 1} \quad (7,8)$$

- Test de Fisher : mesure le rapport entre la variance de la variable dépendante expliquée et non expliquée par le modèle de régression tel que  $F = \frac{MS_{modèle}}{MS_{erreur}}$  (9)

## 2.2 Etude des coefficients du modèle

Le processus de sélection commence par l'ajout de la variable ayant la plus forte contribution au modèle (le critère utilisé est la statistique t de Student). Si une seconde variable est telle que la probabilité associée à t est inférieure à la « Probabilité d'entrée », elle est ajoutée au modèle. Après chaque ajout, on évalue pour toutes les variables présentes dans le modèle, quel serait l'impact de son retrait (toujours au travers de la statistique t). Si la probabilité est supérieure à la « Probabilité pour le retrait », la variable est retirée. La procédure se poursuit jusqu'à ce que plus aucune variable ne puisse être ajoutée ou retirée.

- Test de Student : La statistique t permet de tester l'hypothèse (nulle) selon laquelle la valeur des coefficients de régression ne sont pas significativement différents de 0 (en d'autres termes, qu'il existe bien une relation entre la variable dépendante et la variable indépendante en question). La valeur que doit atteindre le test de Student pour que l'on puisse rejeter l'hypothèse nulle dépend du nombre d'observations et du niveau de confiance recherché (de 90% à 99% en général).
- P-Value : P-Value donne la probabilité que le coefficient de la variable soit égal à zéro compte tenu de la valeur du test de Student.
- Analyse des résidus: Cette analyse permet de visualiser les données à partir de la droite de régression et des deux intervalles de confiance (le plus proche de la courbe est l'intervalle autour de la moyenne de l'estimateur. S'il y a une tendance linéaire, alors toutes les valeurs sont à l'intérieur de l'intervalle de confiance.

## 3 Partie expérimentale

### 3.1 Moyens d'essais

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 DCLN2525M12.

Pour mettre en œuvre notre programme d'optimisation et choisir les conditions de coupe optimales, nous nous sommes intéressés à l'état de surface des pièces usinées, nous avons mesuré la rugosité de surface  $Ra$  en (um) à l'aide d'un rugosimètre, la productivité a été calculée par le débit coupeaux  $Q$  (cm<sup>3</sup>/min).

### 3.2 Paramètres de coupe :

Les paramètres de coupe choisis (TAB. 1) :

- Profondeur de passe  $ap$  (mm)
- Avance par tour  $f$  (mm)
- Vitesse de coupe  $Vc$  (m/min)
- Sortie d'outil de coupe  $So$  (%)
  - Une sortie  $So$  de 25% de la longueur de l'outil soit (37,5 mm)
  - Une sortie  $So$  de 33% de la longueur de l'outil soit (50 mm)

Variable	$So$	$ap$	$f$	$Vc$
Valeur min (-1)	25	1	0,15	100
Valeur moy (0)			0,3	200
Valeur max (1)	33	1,5	0,45	300

TAB. 1 – Variables

Les valeurs des profondeurs de passe  $ap$ , des avances  $f$  et des vitesses de coupe  $Vc$  ont été établie en accord avec les recommandations fournis par le constructeur d'outils de coupe SAFETY [10]. En fonction des niveaux de variation de facteurs et afin de réduire la campagne expérimentale un plan factoriel à 36 essais a été définis. La productivité est calculée à partir du débit copeaux  $Q$  à partir de la relation :

$$Q = ap \times f \times Vc . \tag{10}$$

### 4 Modélisation des données par régression linéaire multiple :

L'état de surface en tournage de finition dépend principalement de l'avance  $f$  ce qui serait notre cas si les modèles serait du 1<sup>o</sup> ordre sans interaction. La modélisation avec la régression linéaire montre l'influence de la sortie d'outil et la profondeur de passe, le modèle de  $Ra$  est le suivant :

$$Ra = -2,0969 + 11,6658 \times f + 0,0266 \times So \times ap \tag{11}$$

Le  $\widehat{R^2}$  vaut 0,942 ce qui donne une idée du pourcentage de variabilité de la rugosité de surface, expliqué par les variables ( $ap, f$ ).

La comparaison entre les valeurs expérimentales et modélisées de la rugosité de surface est illustrée FIG. 1.

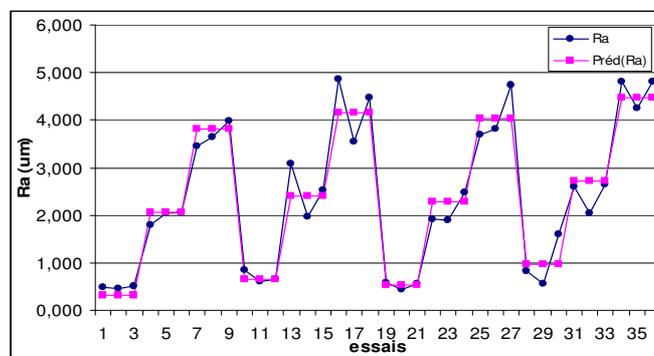


FIG. 1 – Rugosité de surface expérimentale/ modèle

L'analyse de la variance est donnée Tab. 2. Le test du F de Fisher montre que la probabilité associée au F est inférieure à 0,0001 (Prob>F) pour le modèle, cela signifie que l'on prend un risque de 0,01 %, en concluant que la variable explicative apporte une quantité d'information significative au modèle.

F vaut 284 signifie que la part de la variance de la variable dépendante expliquée par le modèle est 284 fois plus importante que la part de la variance de la variable dépendante qui reste inexpliquée ce qui est très important.

Source	DDL	SS	MS	F	Prob > F
Modèle	2	75,493	37,747	284,006	< 0,0001
Erreur	33	4,386	0,133		
Total corrigé	35	79,879			

TAB. 2 – Analyse de la variance

Source	Valeur	Ecart-type	t	P-Value	inf(95%)	sup(95%)
cte	-2,097	0,296	-7,085	< 0,0001	-2,699	-1,495
$f$	11,666	0,496	23,515	< 0,0001	10,656	12,675
$So \times ap$	0,027	0,007	3,883	< 0,0001	0,013	0,041

TAB. 3 – Paramètres du modèle

Les résultats des tests représentés TAB.3 montrent que dans notre cas, P-Value inférieur à 0,001 signifie qu'il y a 0,1 chances sur 100 pour que la vraie valeur du coefficient de  $f$  et de  $So \times ap$  soit nulle, cela confirme la signification de l'avance  $f$  et de l'interaction sortie outil  $So$  / profondeur de passe  $ap$  sur le modèle. Les autres termes sont donc non significatifs car ils n'ont pas été retenus. Ce qui est confirmé par la représentation FIG. 2.

Les deux valeurs (inf 95%) et (sup 95%) donnent les bornes de l'intervalle de confiance dans lequel se situe la vraie valeur du coefficient en question compte tenu du niveau de confiance auquel on travaille.

Dans le cas de l'avance  $f$  : (inf 95%) vaut 10,656 et (sup 95%) vaut 12,675 signifie qu'il y a 95 % de chance que la vraie valeur du coefficient en question se situe entre 10,656 et 12,675.

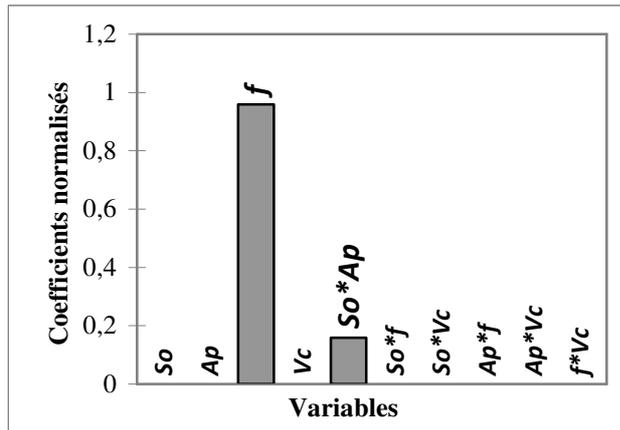


FIG. 2 – Coefficients normalisés

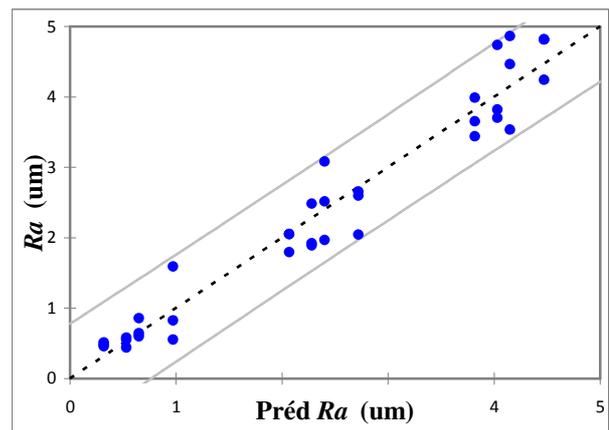


FIG. 3 – Analyse des résidus

L'analyse des résidus (FIG. 3) montre clairement qu'il y a une tendance linéaire car toutes les valeurs sont à l'intérieur de l'intervalle de confiance. Les paramètres de coupe qui influent sur la rugosité de surface  $Ra$  sont donc l'avance par tour et l'interaction profondeur de passe  $ap$  / sortie d'outil  $So$ .

### 5 Optimisation des conditions de coupe

La deuxième étape de notre étude est de rechercher les conditions de coupe optimales. Un modèle numérique basé sur l'algorithme génétique d'optimisation (GAO) a été utilisé. Comme nos modèles sont linéaires, le problème multi-objectif est simplifié en somme de problèmes mono-objectifs par la méthode des sommes pondérées [11,12]. Cette méthode consiste à ramener le problème multi-critères au problème d'optimisation d'une combinaison linéaire des objectifs initiaux :

$$F_{obj}(ap, f, Vc) = \sum_{m=1}^M \alpha_m f_{(obj)_m}(ap, f, Vc) \quad \text{avec} \quad 1 \geq \alpha_m \geq 0 \quad \text{et} \quad \sum_{m=1}^M \alpha_m = 1 \tag{12}$$

Les poids  $\alpha_m$  sont choisis en fonction de l'importance des objectifs. La résolution du problème (12) consiste donc à minimiser la fonction objectif. Les deux objectifs envisagés sont : Réduire la rugosité de surface  $Ra$ , pour améliorer l'état de surface et augmenter le débit coupeaux  $Q$  donc minimiser pour augmenter la productivité.

La fonction objectif s'exprime donc de la façon suivante :

$$F_{obj}(ap, f, Vc) = \left\{ \alpha_Q \times \left( -\frac{Q}{Q_{max}} \right) + \alpha_{Ra} \times \frac{Ra}{Ra_{max}} \right\} \tag{13}$$

Poids $\alpha$	Ap	f	Vc	So	Ra	Q
Cas n°1 optimisation avec une productivité max						
( $\alpha_Q=1$ )	1,37	0,43	295	27,5	3,95	175
Cas n°2 optimisation avec un meilleur état de surface						
( $\alpha_{Ra}=1$ )	1,03	0,15	102	29,5	0,54	16
Cas n°3 optimisation avec une productivité max + meilleur état de surface						
( $\alpha_Q=0,5$ ; $\alpha_{Ra}=0,5$ )	1,47	0,17	273	26,5	1,03	72

TAB. 4 – Optimisation des paramètres de coupe

Comme le montre le tableau (TAB. 4), 3 configurations ont été étudiées:

- Cas 1 : cette configuration peut être utilisée en tournage d'ébauche qui permet d'augmenter la productivité ( $Q=175$  cm<sup>3</sup>/min) mais en contre partie on perd la qualité de surface ( $Ra=3,95$  um).
- Cas 2 : cette configuration est conseillée pour un usinage en finition, un meilleur état de surface ( $Ra=0,54$  um) mais avec une faible productivité ( $Q=16,7$  cm<sup>3</sup>/min).
- Cas 3 : les deux autres facteurs de pondération sont nuls. Cette configuration est un compromis entre l'état de surface ( $Ra=1,03$  um) et la productivité ( $Q=72,42$  cm<sup>3</sup>/min).

## 6 Conclusion

La modélisation par régression linéaire multiple nous a permis de déterminer l'influence des paramètres de coupe sur l'état de surface usinée. Un test « t student » a été appliqué pour déterminer les paramètres les plus significatifs, ainsi, des modèles mathématiques ont été développés. La validité de ces modèles a été testée par une analyse de la variance. Finalement, une optimisation par combinaison de méthodes de somme pondérée et algorithme génétique d'optimisation nous a permis de choisir les meilleurs jeux de paramètres de coupe. Cette étude va ainsi permettre de déterminer les conditions de coupe optimales en fonction de l'importance des critères de sélection définis par l'utilisateur entre état de surface et productivité. Des essais de validation sont en cours pour approuver la fiabilité de l'algorithme d'optimisation. D'autres critères pourront être intégrés à l'algorithme d'optimisation tel que la durée de vie de l'outil de coupe, le coût de la production et les efforts de coupe ou les vibrations.

## References

- [1] Choudhury S.K., Srinivas P., Tool wear prediction in turning, Journal of Materials Processing Technology, 53-154, 276-280, 2004.
- [2] Horng J.T., Tsong J., N Liu et K Chiang, Investigating the machinability evaluation of hadfield steel in the hard turning with al2o3/tic mixed ceramic tool based on the response surface methodology, Journal of materials processing technology, 208, 532-541, 2008.
- [3] Mansour A., abdalla H., Surface roughness prediction based on cutting parameters and tool vibrations in turning operations, Journal of materials processing technology, 124, 183-191, 2002.
- [4] Balasubramanian V., A. K. Lakshminarayanan, Comparison of rsm with ann in predicting tensile strength of friction stir welded aa7039 aluminium alloy joints, Science Press China, 19, 9-18, 2009.
- [5] Sharif S., Azlan Mohd Z., Habibollah H., Prediction of surface roughness in the end milling machining using artificial neural network, Expert Systems with Applications, 37, 1755-1768, 2010.
- [6] Sahasrabudhe A.D., Risbood K.A., Dixit U.S., Prediction of surface roughness and dimensional deviation by measuring cutting forces and vibrations in turning process, Journal of Materials Processing Technology, 132, 203-214, 2003.
- [7] Goupy J., Pratiquer les plan d'expériences, Dunod, Paris, 2005.
- [8] Tomassone R., Audrain S., Lesquoy E., Miller C., La Régression, Nouveaux Regards sur une Ancienne Méthode Statistique, INRA et MASSON, Paris, 1992.
- [9] Jobson J. D., Applied Multivariate Data Analysis: Volume 1: Regression and Experimental Design, Springer Verlag, New York, 1999.
- [10] SAFETY, Turning Catalog Valenite Safety, TURN-CAT, 2007.
- [11] Chankong V., Haimes Y.Y., Multiobjective Decision Making Theory and Methodology, New York, 1983.
- [12] Miettinen K., Nonlinear Multiobjective Optimization, Kluwer, Boston, 1999.