



HAL
open science

Optimisation robuste des paramètres d'une machine à commande numérique pour l'usinage d'un acier à haute résistance

Peipei Zhang, Piotr Breitkopf, Hua Tao, Catherine Vayssade

► **To cite this version:**

Peipei Zhang, Piotr Breitkopf, Hua Tao, Catherine Vayssade. Optimisation robuste des paramètres d'une machine à commande numérique pour l'usinage d'un acier à haute résistance. 9e Colloque national en calcul des structures, CSMA, May 2009, Giens, France. hal-01412121

HAL Id: hal-01412121

<https://hal.science/hal-01412121v1>

Submitted on 8 Dec 2016

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Optimisation robuste des paramètres d'une machine à commande numérique pour l'usinage d'un acier à haute résistance

Peipei Zhang^{1,2}, Piotr Breitkopf¹, Hua Tao², Catherine Vayssade¹

¹Laboratoire Roberval UMR 6253
Université de Technologie Compiègne, Compiègne
{pei-pe.zhang, piotr.breitkopf, catherine.vayssade}@utc.fr

²Northwestern Polytechnical University,
Xi'an, Chine
moon_zpp@mail.nwpu.edu.cn, htao@nwpu.edu.cn

Résumé – Dans cet article, nous construisons un modèle réduit de la surface d'état limite à l'aide de l'Approximation Diffuse. Cette approximation, basée sur un pattern de points évolutif, progressivement enrichi à travers le processus d'optimisation, nous permet d'optimiser la robustesse du procédé d'usinage à commande numérique. Dans ce travail exploratoire, focalisé sur la méthodologie, nous nous servons d'un modèle analytique du procédé de fraisage, établi à partir des données expérimentales.

Mots clés – Usinage à commande numérique, optimisation, robustesse.

1 Optimisation fiabiliste avec méta-modèle diffus

L'application des méthodes d'optimisation fiabiliste dans la modélisation par éléments finis des procédés de mise en forme de matériaux se heurte à deux difficultés :

- un coût prohibitif lié aux nombreuses évaluations des fonctions d'intérêt nécessaires dans les algorithmes de type FORM, SORM ou encore dans des méthodes de type Monte Carlo,
- la non différentiabilité des fonctions d'état limite issues de la simulation numérique.

Pour apporter un élément de réponse à ce double constat, nous proposons une méthode basée sur l'Approximation Diffuse [8], d'une part en tant que modèle réduit destiné à économiser le temps de calcul et d'autre part comme un outil de lissage de la fonction de défaillance $g(x)$ (ou h , en variables normalisées u). Dans ce travail exploratoire, nous nous focalisons sur la méthodologie et à la place d'un modèle éléments finis, nous nous servons d'un modèle analytique, établi à partir des données expérimentales.

Nous nous plaçons dans le contexte de l'approche FORM-2, basée sur la formule récursive de Rackwitz-Fiessler [4]

$$u_{k+1} = \frac{1}{\nabla h_k^T \nabla h_k} (h_k - u_k^T \nabla h_k) \nabla h_k \quad (1)$$

avec le critère de convergence habituel

$$|u_i^{k+1} - u_i^k| \leq \epsilon \text{ et } |g(x^*)| \leq \epsilon \quad (2)$$

pour toutes les variables, où ϵ correspond à la tolérance demandée et $x^* = T^{-1}(u^*)$.

A chaque étape, au lieu d'évaluer les fonctions h et ∇h , on utilise leur approximation donnée par

$$\tilde{h}(u) = p^T(u)a(u) \text{ et } \tilde{\nabla}h(u) = \nabla p^T(u)a(u) \quad (3)$$

avec le vecteur de fonctions de base $p(u)$. Les coefficients $a(u)$ sont donnés par

$$a = [P^T W P]^{-1} P^T W h_n \quad (4)$$

où les lignes de la matrice P sont formées par les valeurs de la base p^T aux points de données, les éléments du vecteur h_n contiennent les valeurs connues de la fonction h et la matrice diagonale W est construite avec des fonctions poids $w(d)$, qui traduisent l'influence décroissante d'un point de données en fonction de la distance d du point d'évaluation, par exemple

$$w(d) = 1 - 3d^2 + 2d^3 \quad (5)$$

En substituant les coefficients (4) dans (1), on obtient la formule de Racwitz-Fiessler dans la version « diffuse » :

$$u^{k+1} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n a_i^2} \left(\sum_{i=1}^n a_i * u_i^k - a_0 \right) [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n]^T \quad (6)$$

L'emploi de l'approximation diffuse permet de définir un pattern de points autour du point courant ainsi que de réutiliser tous les points calculés dans les itérations précédentes. L'idée de la méthode est donnée dans la figure suivante :

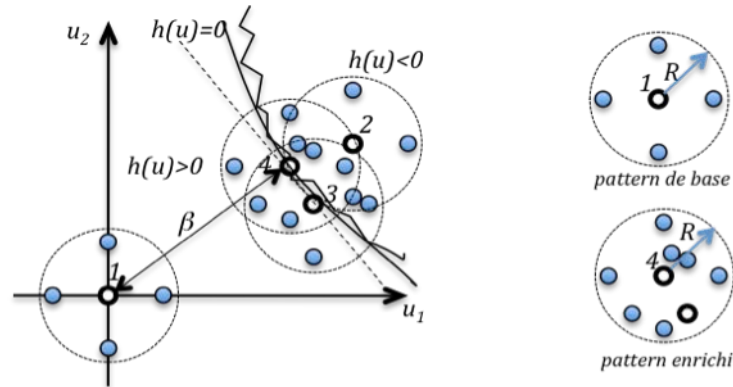


Figure 1 – L'idée générale de l'emploi de la méthode d'Approximation Diffuse : les points 1-4 sont des approximations successives du point de conception u^* , les trois lignes $h(u)=0$ correspondent à la fonction de défaillance, à son approximation diffuse et à la linéarisation FORM

La fonction d'état limite est calculée dans le voisinage du point de conception courant et ensuite nous utilisons la méthode FORM-2 pour trouver le nouveau point de conception à partir des valeurs estimées par l'approximation. A la mesure de l'avancement de l'algorithme, les nouveaux points candidats sont évalués par le calcul « exact ». Ces points sont stockés pour une réutilisation éventuelle. Lors de l'évaluation suivante, l'algorithme recherche les points les plus proches appartenant à une bulle de diamètre R . Ces points s'ajoutent au pattern évalué autour du point courant. La Figure 1 donne l'exemple d'un pattern évolutif, basé au départ sur 5 points. D'autres patterns sont possibles, avec 3 points par exemple pour deux variables ou bien k points disposés en Hypercube Latin pour un nombre de dimensions n élevé.

2 Présentation du cas test

L'optimisation des paramètres technologiques est une préoccupation importante en usinage, en raison de la diversité des opérations et des types de machines disponibles. La planification du processus de fraisage nécessite la détermination des séquences d'opérations, le choix des machines et des outils de coupe adaptés [1]. Pour des outils de coupe donnés, la réussite de l'opération d'usinage dépendra du choix des paramètres de fraisage tels que le taux d'avance f , la vitesse N et les largeurs et profondeurs de coupe axiale et radiale (d_e et d_p). Une profondeur de coupe et un taux d'avance élevés permettent de réduire le temps d'usinage ; cependant, il y a un risque de générer des vibrations (bavardage) et d'avoir pour conséquence une mauvaise finition des surfaces, l'endommagement des outils ou même de la machine.

Le choix de valeurs correctes des paramètres des machines de fraisage à commande numérique est le point clé pour améliorer la productivité, la qualité du produit, et pour en réduire le coût. Ce choix se base d'habitude sur l'expérience, détenue par les opérateurs ou issue de manuels d'usinage. Ce sont des solutions fiables, mais généralement trop 'prudentes'. Pour utiliser pleinement la puissance des machines et pour obtenir une productivité maximale sans violer les contraintes de fabrication, il est nécessaire d'utiliser une démarche d'optimisation fiabiliste reposant sur des modèles d'usinage.

Dans le travail présenté ici, un modèle analytique du fraisage a été développé. Deux fonctions objectifs sont prises en compte pour l'optimisation : le temps de coupe T et le taux d'enlèvement de matière Q (MRR, Material Removal Rate). Les contraintes considérées sont relatives à la durée de vie de l'outil, l'effort de coupe, la vitesse de coupe, le taux d'avance, le couple, la puissance et le refroidissement.

L'équation (7) donne le modèle du temps de coupe pour l'usinage d'un acier

$$T=L/f, P=F*f, T = \frac{L}{P \times Kp \times 6 \times 10^4} F \quad (7)$$

où L est la longueur de coupe (mm), P puissance (Kw), F l'effort de coupe (N) et Kp le coefficient de puissance.

Le modèle du taux d'enlèvement de matière est donné par

$$Q = f \times d_p \times d_e \quad (8)$$

avec le taux d'avance f (mm/min), d_p la profondeur axiale de coupe (mm) et d_e la profondeur radiale de coupe (mm).

L'expression générale de la durée de vie de outil T_c est donnée par

$$T_c = \sqrt[m]{\frac{K}{Nf^a d_p^b d_e^c}} \quad T_c = \sqrt[0.2]{\frac{1235.045}{Nf^{0.25} d_p^{0.15} d_e^{0.1}}} \quad (9)$$

où les coefficients du modèle ont été identifiés pour un outil $\Phi=63$ à 3 inserts. Les effets dynamiques et de la température ne sont pas pris en compte. La profondeur axiale et la profondeur radiale de coupe sont déterminées par la géométrie de la pièce usinée et la séquence d'opérations. Dans cette étude, ces deux paramètres sont supposés incertains.

L'objectif du travail présenté est de trouver des solutions optimales robustes, c'est-à-dire pour lesquelles les deux fonctions objectifs retenues sont peu sensibles aux perturbations des paramètres du modèle et du procédé. Nous allons donc optimiser les deux objectifs T et Q sous contraintes d'inégalité imposées sur les indices de fiabilité β . Dans la section suivante nous présentons les résultats numériques concernant le calcul de ces coefficients.

3 Résultats numériques

Dans un premier temps, nous introduisons deux variables $dp=N(2,0.5299)$ et $de=N(14.5,6.2167)$ que nous supposons de distribution normale et non corrélées. Les deux fonctions de défaillance g_{MRR} et g_T prises en compte sont le taux d'enlèvement de la matière et la durée de vie de l'outil

$$g_{MRR}(d_p', d_e') = Q - 6000, \quad g_T(d_p', d_e') = 140 - T. \quad (10)$$

La figure 2 illustre le déroulement de l'algorithme de calcul du coefficient β pour la fonction g_{MRR} avec le modèle analytique.

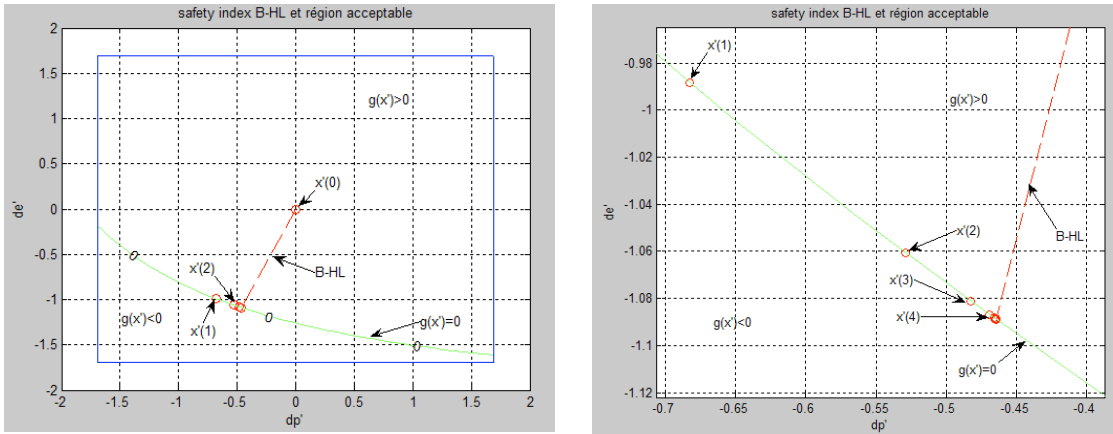


Figure 2 – Les étapes successives de l'algorithme FORM-2 avec le modèle « exact » $g_{MRR}(d_p', d_e')$

itération	α_{dp}	α_{de}	d_p'	d_p	d_e'	d_e	β_{HL}
0	-0.5682	-0.8229	0	2.000	0	14.50	-1.2011
1	-0.4462	-0.8949	-0.6824	1.5959	-0.9884	8.3548	-1.1853
2	-0.4075	-0.9132	-0.5289	1.6868	-1.0608	7.9045	-1.1839
3	-0.3967	-0.9180	-0.4825	1.7143	-1.0812	7.7778	-1.1838
4	-0.3937	-0.9192	-0.4696	1.7219	-1.0867	7.7432	-1.1838
5	-0.3929	-0.9196	-0.4660	1.7240	-1.0882	7.7338	-1.1838
6	-0.3927	-0.9197	-0.4651	1.7246	-1.0886	7.7313	-1.1838
7	-0.3926	-0.9197	-0.4648	1.7247	-1.0887	7.7306	-1.1838
8	-0.3926	-0.9197	-0.4648	1.7248	-1.0888	7.7304	-1.1838
9	-0.3926	-0.9197	-0.4648	1.7248	-1.0888	7.7304	-1.1838
10	-0.3926	-0.9197	-0.4647	1.7248	-1.0888	7.7304	-1.1838

Tableau 1 - Le processus itératif de calcul de β_{HL} pour $g_{MRR}(d_p', d_e')$

Ce résultat nous sert de référence dans la deuxième phase, où nous employons l'algorithme FORM-2 diffus (6) avec les différentes tailles du pattern de référence. La Figure 3 illustre la convergence du coefficient β et du point de conception (dp^*, de^*).

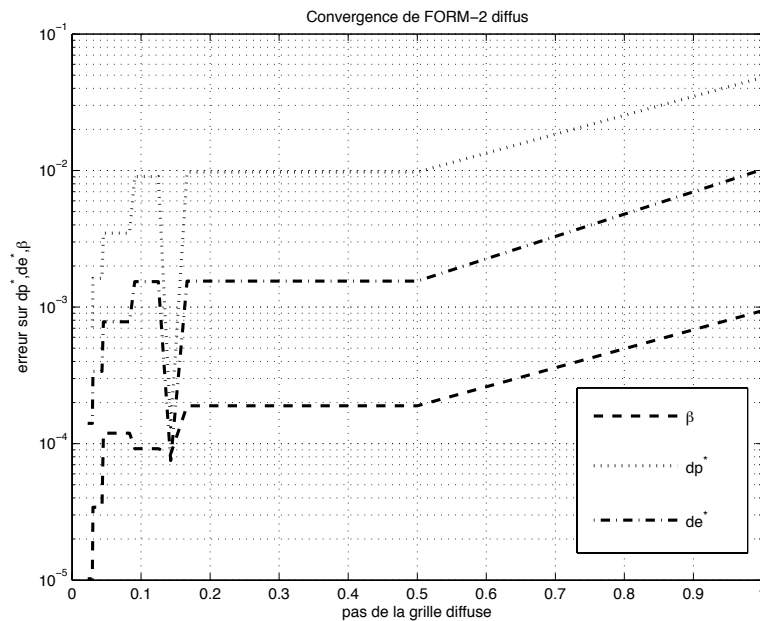


Figure 3 – Convergence de FORM-2 diffus en fonction de la taille du pattern de points autour du design courant

On remarque une bonne convergence avec des relativement grandes perturbations (la taille minimale du pattern est de l'ordre de 10^{-2} de l'écart type). L'idée d'utilisation de l'approximation diffuse est différente par rapport au calcul des gradients par différences finies, car la dérivée diffuse obtenue par (4) est différente de la dérivée de la fonction approchée.

4 Conclusion

Les résultats présentés ci-dessus permettent d'illustrer l'emploi d'un modèle réduit dans le contexte d'optimisation robuste. Ces résultats, obtenus avec des fonctions analytiques sont à prendre avec précaution. Il s'agit ici d'une première étape exploratoire qui devra être validée

avec un modèle plus fin donc plus coûteux. C'est dans ces conditions d'ailleurs que la méthode pourra s'avérer réellement intéressante. Il s'agit de travaux en cours dont l'état actuel d'avancement sera présenté lors de l'exposé oral.

5 Remerciements

Les travaux ont pu être réalisés grâce au soutien du projet Eiffel du Ministère des Affaires Étrangères et de l'Ambassade de France en Chine.

Références

- [1] N. Baskar, P. Asokan, R.Saravanan. Selection of optimal machining parameters for multi-tool milling operations using a memetic algorithm. *Journal of Materials processing technology* 174, 239-249, 2006.
- [2] Franci Cus. Approach to optimization of cutting conditions by using artificial neural networks. *Journal of Materials Porcessing Technology*, 173,281-290, 2006.
- [3] Achintya Haldar, Sankaran Mahadevan. *probability, reliability and statistical methods in engineering design*, 2000.
- [4] Achintya Haldar, Sankaran Mahadevan. *Reliability assessment using stochastic finite element analysis*,2000.
- [5] Soren N. Lophaven, Hans Bruun Nielsen, Jacob Sondergaard. *DACE – a MATLAB Iriging toolbox*, version 2.0, August 1, 2002.
- [6] *Advanced engineering mathematics*, 8th edition, Erwin Kreyszig,
- [7] Todd W.Benanzer. Reliability-based optimization of design variance to identify critical tolerances. *Advances on engineering software*.40, 305-311, 2009.
- [8] P. Breitkopf, A. Rassineux, P. Villon, “An Introduction to Moving Least Squares Meshfree Methods“, *Revue Européenne des Eléments Finis* Vol 11, No 7–8 (2002), pp 825–868