

Optimisation collaborative de systèmes multiobjectifs Deux cas d'études

Philippe Dépincé

*Ecole Centrale de Nantes
Institut de Recherche en Communication et Cybernétique de Nantes - UMR 6597
1, rue de la noë BP 92101 44321 Nantes - France
Philippe.Depince@ircyn.ec-nantes.fr*

Résumé :

Le problème d'optimisation sous-jacent à la conception de systèmes est généralement multiobjectif et par nature multidisciplinaire. Les techniques d'optimisation multi-objectif et multidisciplinaire permettent de parcourir l'espace de conception et fournissent un ensemble de solutions -front de Pareto- parmi lequel le concepteur choisira, a posteriori, la solution à développer.

L'objectif de ce papier est double : (1) présenter une application d'optimisation multiobjectif dans le domaine de la conception de gammes d'usinage. La méthode proposée est basée sur la coopération d'agents spécialisés (géométrique et technologique) et un algorithme évolutionnaire. (2) présenter une stratégie d'optimisation collaborative multidisciplinaire pour des systèmes multiobjectifs (COSMOS) afin de déterminer l'espace de conception de chaque sous-système qui contient les meilleures solutions au sens du système complet. Cette méthode repose sur l'utilisation conjointe d'une méthode optimisation collaborative et d'un algorithme évolutionnaire.

Abstract :

Optimization problem behind systems design is often multiobjective and multidisciplinary. Multi-objectif and multi-disciplinary optimization methods allow to cover the design space and give a set of solutions -Pareto frontier-.

This paper presents two strategies : (1) an application in the field of Computer Aided Process Planning based on cooperation between specialized agents and genetic algorithm; (2) an efficient Collaborative Optimization Strategy for Multi-Objective Systems (COSMOS) designed to find the sub-set of the design space that contains the best solutions. This method is based on a mix of collaborative optimization and genetic algorithm.

Mots-clefs :

Optimisation multiobjectif ; conception collaborative ; multi-agents

1 Introduction

L'industrialisation d'un produit constitue une part importante de l'activité des entreprises manufacturières et recouvre l'ensemble du cycle de vie de celui-ci. Sous la pression de la société de consommation, elle doit être de plus en plus flexible afin de répondre à ses besoins (en terme de délais, coûts, qualité, personnalisation). En parallèle, on observe une implantation géographique des entreprises de plus en plus étendue et un taux de circulation des produits et des informations associées en constante augmentation...

L'activité d'industrialisation est par essence multidisciplinaire, multi-acteurs et de plus en plus souvent multi-sites. Les processus associés sont souvent complexes, dynamiques et peuvent être évolutifs et interactifs. Dans ce contexte, les industriels doivent maîtriser leurs processus et procédés d'industrialisation avant de les mettre en œuvre. Pour atteindre cet objectif, il est nécessaire de disposer d'outils capables de simuler, d'optimiser le processus dans son ensemble (du procédé élémentaire au fonctionnement global de l'usine).

Dans ce contexte, il est important de disposer de méthodologies permettant de parcourir l'espace de conception, de permettre une collaboration entre les acteurs de la conception, de leur proposer non pas une mais un ensemble de solutions possibles. De nombreuses méthodes permettent d'atteindre partiellement ces objectifs : système multi-agents, optimisation collaborative, algorithme génétique, ... Dans cet article nous allons décrire deux applications dans deux domaines différents mais qui reposent sur un couplage entre méthode collaborative et algorithme évolutionnaire. La première est liée à la génération de gammes, problématique ancienne mais dans laquelle de nombreux progrès et développements sont encore à réaliser. La collaboration est réalisée via le déploiement d'un système multi-agents. La seconde propose un environnement multidisciplinaire et multiobjectif pour la conception s'appuyant sur une des approches classiques d'optimisation multidisciplinaire (Cramer *et al.* (1994)) : l'approche collaborative.

2 Génération de gammes d'usinage

2.1 Problématique

L'objectif est de déterminer une séquence d'opérations permettant, lorsqu'elles sont exécutées, de produire la pièce en respectant les prescriptions de la conception. Si plusieurs séquences sont possibles, le système doit déterminer celles qui correspondent au mieux conformément aux critères (Halevi *et al.* (1995)).

La problématique associée est complexe car elle inclut des aspects de conception et de production (géométrie, tolérance, propriétés des matériaux, outils et process de fabrication, machines, éléments de mise et de maintien en position, ...). De ce fait l'expertise en gamme est une collection de conseils fragmentaires, dépendants du contexte et souvent conflictuels. Les systèmes développés aujourd'hui doivent supporter des représentations partielles, multiples et fragmentaires et impliquer les opérateurs humains (Amara *et al.* (2004); Nassehi *et al.* (2006); Horváth *et al.* (1996)).

Dans ce contexte, nous avons développé un modèle générique pour la génération de gammes. Les spécifications clefs de notre modèle sont : (i) permettre la représentation de toutes formes de pièces dans un domaine de connaissance donnée et générée soit par un opérateur soit par un module spécialisé, (ii) supporter l'évaluation simultanée de plusieurs critères, (iii) gérer des connaissances conflictuelles et générer des gammes proches de l'optimal et (iv) il doit être autorisé une intervention interactive de l'opérateur.

2.2 HICAPP : un système multi-agent pour la génération de gammes

Nous considérons comme hypothèse qu'une décomposition de la pièce sous forme d'entités de fabrication est disponible. Un système multi-agents - HICAPP (Human Integrated CAPP) (Amara *et al.* (2004))- permet d'associer à chaque entité d'usinage l'ensemble des solutions de fabrication possibles. Cette approche satisfait les trois spécifications suivantes : interopérabilité, système dynamique et intégration de l'Homme. HICAPP décompose le problème complet en deux sous-problèmes : choix des machines et outils, et le séquençement. Il est composé d'un superviseur qui est responsable des différentes tâches nécessaires à l'élaboration de la gamme ; d'une interface Homme-Machine qui permet à l'utilisateur d'interagir avec le système en vérifiant, acceptant ou modifiant les informations générées par n'importe quel module du système et à n'importe quel moment ; et finalement les agents qui chacun représente une application particulière qui accomplit une tâche spécifique de la gamme. Leur activité est séquençée par le superviseur et/ou l'opérateur. Le résultat est un ensemble de triplet qui représentent, chacun,

une solution pour réaliser une entité spécifique.

Dans la phase de synthèse les solutions possibles sont extraites de l'espace des gammes. Tous les plans doivent être licites et proches de l'optimal. Comme la signification des différents critères est différente, nous avons choisi une approche multi-objectif au lieu d'une combinaison arbitraire des critères en un critère unique. De même comme une gamme unique optimale est rarement disponible, nous souhaitons obtenir un ensemble de solutions au lieu d'une unique solution, ensemble qui pourra être filtré et affiné par l'utilisateur. Cet ensemble est appelé ensemble de Pareto. Pour l'obtenir, nous avons implémenté un algorithme génétique classique basé sur les étapes suivantes : évaluation, sélection, croisement, mutation, évaluation, ...

2.3 Résultats

Nous avons choisi d'optimiser simultanément le coût (qui inclut le coût de changement de posage) et le nombre de posage. La dernière génération fournit 49 individus différents (sur 100) dont 15 non dominés (sur le front de Pareto). Le maintien de cette diversité a nécessité une modification locale de l'algorithme notamment un taux de mutation variable afin d'éviter une convergence trop rapide vers une zone de l'espace de solutions restreinte.

La convergence est plus rapide lorsque le taux de mutation est fixe mais a contrario la diversité de la population est faible.

3 Conception multidisciplinaire multiobjective

Dans cette deuxième application, nous avons développé une méthodologie pour l'optimisation multi-disciplinaire en conception.

3.1 Problématique

La formulation multidisciplinaire du problème d'optimisation multi-objectif consiste à :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Trouver les vecteurs } \mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{nd}, \mathbf{x}_c) \\ \text{qui } \mathbf{minimisent} \quad \mathbf{f} = (\mathbf{f}_1, \dots, \mathbf{f}_{nd}, \mathbf{f}_s) \\ \text{et satisfont} \quad \mathbf{g} = (\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_{nd}, \mathbf{g}_s) \leq \mathbf{0} \\ \text{et} \quad \mathbf{h} = (\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_{nd}, \mathbf{h}_s) = \mathbf{0} \end{array} \right.$$

où :

- pour chaque discipline i , $i \in [1..nd]$, \mathbf{x}_i est le vecteur des variables disciplinaires, \mathbf{f}_i , \mathbf{g}_i et \mathbf{h}_i sont respectivement les fonctions objectifs, contraintes d'inégalité et d'égalité disciplinaires,
- \mathbf{x}_c est le vecteur regroupant toutes les variables communes du problème global,
- \mathbf{f}_s , \mathbf{g}_s et \mathbf{h}_s sont respectivement les fonctions objectifs, contraintes d'inégalité et d'égalité du système global, dépendant de plusieurs disciplines.

La décomposition caractéristique d'une telle formulation est représentée Figure 1 où les fonctions de couplage sont notées y_{ij} où i est la discipline émettrice¹ et j la discipline réceptrice.

¹La discipline émettrice est celle dans laquelle sont évaluées les fonctions caractéristiques d'un(e) solution (produit)

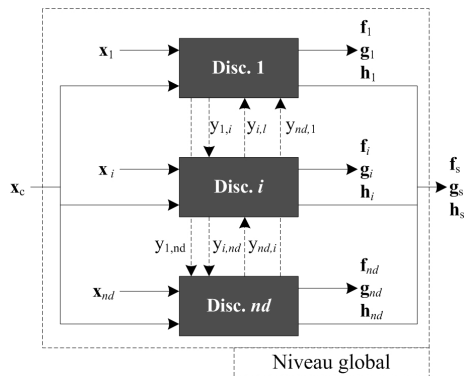


FIG. 1 – Décomposition caractéristique d'un problème multidimensionnel couplé

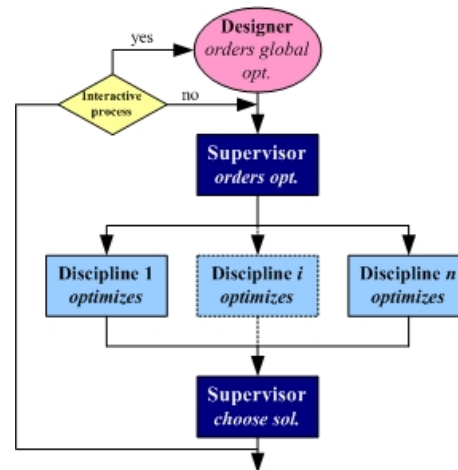


FIG. 2 – Organigramme de Cosmos

3.2 Les différentes approches pour l'optimisation multidimensionnelle

Le champ de l'optimisation multidimensionnelle est un domaine relativement jeune et dans lequel trois catégories de stratégies peuvent être identifiées : le simple niveau, l'optimisation collaborative et l'optimisation simultanée de sous-domaines (multi-niveaux).

L'approche mono-niveau fait appel à un unique optimiseur situé au niveau global. Une telle approche implique une distribution de l'analyse par décomposition du système mais non une distribution de la conception et de l'optimisation qui demeurent au niveau système qui centralise toutes les décisions. L'approche single-level regroupe trois méthodes multidimensionnelles (Allison *et al.* (2005)) : MDF (multidisciplinary feasible), IDF (individual disciplinary feasible) et AAO (all-at-once).

Trois inconvénients majeurs des approches mono-niveau ont favorisé l'apparition d'une nouvelle famille de méthodes, l'approche multi-level. Ces inconvénients sont :

- la centralisation complète du design qui peut ne pas s'adapter structurellement et organisationnellement à l'entreprise,
- la centralisation qui nécessite une importante quantité d'échanges d'informations,
- l'exclusion, par la centralisation, d'experts disciplinaires et/ou de procédures d'optimisation spécialisées.

L'approche **multi-niveaux** (ou encore multi-level) regroupe plusieurs sous-familles de méthodes : DFC (disciplinary constraint feasible), CSSO (concurrent sub-space optimization), BLISS (bi-level integrated system synthesis), ATC (analytic target cascading), etc.

3.3 Présentation de la méthode COSMOS

La méthode COSMOS, présentée dans ce document : permet une optimisation en parallèle de chaque discipline (ou sous-système) du système global ; propose un ensemble de solutions optimales (et non pas une unique solution) ; limite et organise les échanges entre le système global et les sous-systèmes, ce qui consiste à limiter les échanges de données entre le superviseur et les disciplines, afin de proposer un maximum d'autonomie aux équipes qui participent au projet.

L'idée est d'adapter le processus d'optimisation aux entreprises et non l'inverse. Elle est basée sur deux niveaux : le niveau *superviseur* qui traite la vision globale et le niveau *disciplinaire*

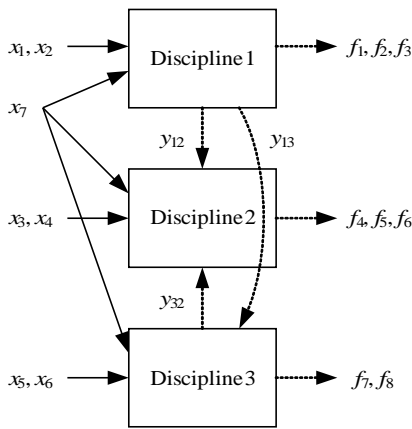


FIG. 3 – Test problem 2 : multidisciplinary form

Discipline 1 :

$$\begin{cases} f_1 &= (x_1 - 1)^2 + x_2^2 \\ f_2 &= x_7 (x_1 - 3) (x_2 - 7)^2 \\ f_3 &= x_1 + x_2 + 1 \\ y_{12} &= 10x_1 + x_7 \\ y_{13} &= 10x_1 + x_7 \end{cases} \quad (1)$$

Discipline 2 :

$$\begin{cases} f_4 &= x_3^2 + (x_4 - 3)^2 \\ f_5 &= y_{12} + (x_3 - x_4)^2 + (x_7 - 4)^2 \\ f_6 &= y_{32} x_3 x_4 x_7 \end{cases} \quad (2)$$

Discipline 3 :

$$\begin{cases} f_7 &= \frac{7y_{13}^2}{x_7^2} \\ f_8 &= (x_5 - 1)^2 + (x_6 - 9)^2 \\ y_{32} &= 10x_7 + x_5 \end{cases} \quad (3)$$

qui traite les sous-systèmes.

La figure 2 décrit l'algorithme de COSMOS :

Step 0 - Initialisation : Le superviseur crée une population de variables communes \mathbf{x}_C . Chaque discipline i crée une population de variables disciplinaires \mathbf{x}_{D_i} . Une population initiale est alors créée par agrégation des variables communes et disciplinaires et sauvee dans $Pop_{memorized}$.

Step 1 - Optimisation au niveau disciplinaire : Le superviseur transmet aux disciplines le vecteur des variables communes et chacune optimise les variables de conception relative à sa discipline pour une famille d'individus $\{\mathbf{x}_{D_i}[j], \mathbf{x}_C[j]\}$ où $j \in [1..popsize]$. Le vecteur \mathbf{x}_C est fixé afin de conserver une taille de population disciplinaire cohérente avec les autres disciplines.

A la fin de l'optimisation, chaque discipline envoie le vecteur $\mathbf{x}_{D_i}^{opt}$ au superviseur. La population globale peut alors être construite comme : $Pop_{current} = \{\mathbf{x}_{D_1}^{opt}, \dots, \mathbf{x}_{D_{NOD}}^{opt}, \mathbf{x}_C\}$.

Step 2 - Optimisation au niveau système : La population courante, $Pop_{current}$, assemblée avec la population mémorisée, $Pop_{memorized}$, est classée afin de déterminer des solutions - au sens de Pareto- vis à vis de l'ensemble des fonctions objectif. Les meilleurs individus sont sélectionnés afin de définir une population de taille normale, $Pop_{current}$. Cette population est adressée aux disciplines.

En parallèle, des opérations de mutations et croisement sont effectuées sur les variables de conception communes et les individus créés sont stockés dans $Pop_{memorized}$. Cette famille sera évaluée par les disciplines afin de déterminer les valeurs des fonctions objectif et des contraintes.

Les étapes 1 et 2 sont répétées jusqu'à atteindre la convergence.

3.4 Prise en considération des fonctions de couplage

A chaque itération de niveau superviseur, ce dernier transmet les valeurs des fonctions de couplage d'une discipline (i) aux autres disciplines. Lorsque l'optimisation s'effectue au niveau de la discipline i , cette valeur de la fonction de couplage y_{ji} évolue et donc la valeur initiale

transmise devient une approximation. Différents tests menés ont montré que l'écart entre les valeurs y_{ji} et leur approximation diminue durant le processus d'optimisation car la population converge.

3.5 Résultats

Plusieurs tests ont été réalisés à partir de fonctions mathématiques simples (Fig. 3). Les résultats obtenus sont très prometteurs et démontrent l'intérêt de la méthode.

4 Conclusions-Perspective

Nous avons brièvement présenté deux méthodologies appliquées à des problématiques par nature multi-disciplinaire ou bien nécessitant une étroite collaboration entre modules et devant optimiser plusieurs fonctions objectifs. Ces deux méthodologies utilisent des méthodes évolutionnaires (en l'occurrence un algorithme génétique) afin de s'approcher de la frontière de Pareto. Elles diffèrent cependant au niveau de l'approche collaborative utilisée.

La première (HICAPPS) s'appuyant sur une méthode multi-agents permet de générer rapidement toutes les solutions licites permettant de réaliser les fonctions demandées. Cependant elle nécessite un échange d'information constant entre les agents. La deuxième méthode, COSMOS, veut reproduire un niveau de collaboration pouvant s'adapter à une entreprise étendue limitant les échanges entre les différentes entreprises (sites) concernées.

Une des perspectives est de déterminer pour un problème de conception donné les outils à mettre œuvre pour sa résolution. Cette phase incluant la décomposition du problème et la recherche des outils (processus) de résolution les plus appropriés.

Références

- Amara, H., Dépincé, P., Hascoët, J-Y. 2004 A Human-Centered Architecture for Process Planning CIRP J. of Manufacturing Systems 33/4
- , J. Allison and M. Kokkolaras and P. Papalambros 2005 On the impact of coupling strength on complex system optimization for single-level formulations DETC'05 Long Beach, California, USA : 2005 ASME Design Engineering Technical Conferences
- E. J. Cramer, J. E. Dennis, P. D. Frank, R. M. Lewis and G. R. Shubin 2005 Problem Formulation for Multidisciplinary Optimization SIAM Journal of Optimization 4, pp. 754-776
- Horváth, M., Márkus, A., Váncza, J. 1996 Process Planning with Genetic Algorithms on Results of Knowledge-Based Reasoning Int. J. of Computer Integrated Manufacturing 9(2) :145-166.
- Nassehi, A., Newman, S.T. and Allen, R.D. 2006 The Application of Multi-Agent Systems for STEP-NC Computer Aided Process Planning of Prismatic Components International Journal of Machine Tools and Manufacture v 46, n 5, April, 2006, p 559-574
- Halevi, G., Weill, R.D. 1995 Principles of Process Planning Chapman & Hall.
- Edward Lin and Ioannis Minis and Dana S. Nau and William C. Regli 1994 Virtual Manufacturing User Workshop Tech Report, Lawrence Associates Inc.