

Optimisation multi-objectifs par essaim particulaire pour la synthèse de correcteurs

Saïd IGHOUBRIOUEN¹, Guillaume SANDOU¹
¹SUPELEC, Département Automatique
3, rue Joliot Curie
91192 Gif-sur-Yvette, France.

Said.Ighobriouen@supelec.fr, Guillaume.Sandou@supelec.fr

Résumé— L’optimisation de correcteurs est un formidable défi pour l’industrie, un correcteur réglé au mieux pouvant permettre d’obtenir de meilleures performances. Les critères et les contraintes à satisfaire sont multiples et souvent contradictoires : dépassement, temps de réponse, bande passante, amortissement, gabarits temporels, gabarits fréquentiels, énergie de commande, norme H_∞ ou H_2 ... De plus, ces critères de performances sont des fonctions non convexes, non différentiables, voire non analytiques des paramètres de correction. Ainsi, l’optimisation des correcteurs apparaît comme un problème d’optimisation difficile et par nature multi-objectifs. Dans cet article, une méthode de synthèse et d’optimisation de correcteur est proposée, basée sur l’optimisation par essaim particulaire. Les tests effectués sur une maquette de suspension magnétique permettent de valider la méthode proposée.

Mots-clés— Optimisation par essaim particulaire, optimisation de correcteurs, optimisation multi-objectifs.

I. INTRODUCTION

La synthèse d’un correcteur performant est intimement liée à la notion d’optimisation. En effet, le concepteur cherche à obtenir les « meilleures » performances pour son système. Cette tendance est de plus en plus importante dans l’industrie où la nécessité de rentabilité entraîne la recherche de pilotages de plus en plus performants des installations. Deux situations sont possibles. Soit le problème est un problème de synthèse de correcteur, auquel cas un cahier des charges est fourni ; il s’agit alors d’un problème de faisabilité. Soit un contrôleur existe déjà et on cherche à améliorer ses performances ; il s’agit alors d’un problème d’optimisation, couramment appelé retouche de correcteur. Dans tous les cas, il s’agit typiquement d’obtenir tout à la fois une grande rapidité, une bonne précision et un bon rejet des perturbations agissant sur le système, en conservant de faibles efforts de commande. Ces critères de performances généraux illustrent le caractère multi-objectifs du problème d’optimisation de correcteurs. La difficulté du problème provient de la structure mathématique des coûts et des contraintes du problème d’optimisation. En effet, les différents critères à optimiser tels que dépassement, temps de réponse, bande passante, amortissement, gabarits temporels, gabarits fréquentiels, énergie de commande, ou encore norme H_∞ ou H_2 ... sont généralement non linéaires voire non analytiques (calcul par simulation) et présentent de multiples minima locaux. C’est pourquoi l’optimisation « directe » (c’est-à-dire sans reformulation) de ces critères reste peu fréquente.

Les contributions de l’optimisation à l’automatique ont toujours été importantes. Elles se sont tout d’abord orientées vers des formulations convexes des problèmes d’automatique, comme par exemple les méthodes de synthèse linéaire

quadratique (LQ) dans les années 70 [1]. Plus récemment sont apparues les méthodes de synthèses H_2/H_∞ ou H_∞/H_∞ [2], pour lesquelles des méthodes de résolutions basées sur l’utilisation des inégalités matricielles affines (LMI) ont été développées, ou encore la paramétrisation de Youla-Kucera [3]. Cependant, le problème générique d’optimisation de correcteurs est un problème d’optimisation non convexe et non différentiable pour lesquels des algorithmes d’optimisation efficaces doivent encore être développés. Récemment des méthodes d’optimisation permettant de résoudre des problèmes d’optimisation non différentiables ont été utilisées, comme celles basées sur le ε sous différentiel de Clarke [4]. Ces méthodes d’optimisation restent des méthodes d’optimisation locales, appartenant à la classe des méthodes de descente.

Dans cet article, nous nous proposons d’utiliser l’optimisation par essaim particulaire qui appartient à une classe de méthodes communément appelée « métaheuristiques ». Ce type de méthodes globales permet en effet de s’échapper d’éventuels optima locaux, et peut traiter toute forme de critères et contraintes. Dans [5], des premiers essais concluants d’optimisation par essaim particulaire ont été effectués, en optimisant des critères du type « Integral Square Error », ou « Integral of Time by Absolute Error ITAE ». La méthode a ensuite été utilisée dans un cadre plus général en prenant en compte des critères de performances variés dans [6]. Cependant, les approches décrites ici restaient mono-objectif. Nous nous proposons ici d’utiliser une approche multi-objectifs de l’optimisation par essaim particulaire afin d’optimiser les performances des correcteurs.

Dans la section 2 la formulation générique du problème de synthèse ou de retouche d’un correcteur sous forme de problème d’optimisation est décrite. Les coûts et les contraintes apparaissent comme non partout différentiables, et présentant de nombreux minima locaux. La méthode d’optimisation multi-objectifs est présentée dans la section 3. Les des intérêts majeurs de la méthode proposée est le fait qu’elle ne nécessite aucune reformulation des critères et aucun réglage de paramètres. Ce caractère « zéro paramètre » la rend particulièrement attrayante pour les industriels [7]. Des résultats expérimentaux, obtenus pour une maquette de suspension magnétique sont ensuite exposés dans la section 4, permettant de vérifier la viabilité de l’approche. Enfin, la section 5 regroupe les conclusions de l’étude ainsi que les perspectives de ce travail.

II. FORMALISATION DU PROBLEME D’OPTIMISATION DE CORRECTEURS

A. Mise en forme du problème

Considérons la boucle de la figure 1. Le système G est piloté par le correcteur K ; ses paramètres de réglage sont notés θ .

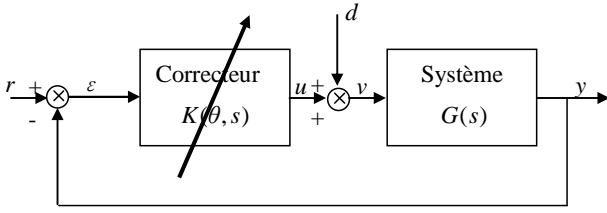


Fig. 1. Boucle d'asservissement

La sortie y doit suivre « au mieux » la référence r (l'écart ε doit rester faible), et ce malgré la présence de la perturbation d . L'énergie de la commande u doit rester faible. La variable de Laplace est notée s . Les critères de performances permettant de caractériser le comportement du système sont naturellement des fonctions des paramètres du correcteur. Un transfert entre une entrée x et une sortie z de la boucle va ainsi être de la forme :

$$T_{x \rightarrow z}(s) = H(s, \theta) \quad (1)$$

Les différentes spécifications peuvent se traduire en contraintes sur la représentation fréquentielle de tel ou tel transfert. De façon non exhaustive, on peut citer :

- Bande passante :

$$\omega_0(\theta) = \arg \min_{\omega_1} \quad (2)$$

$$\text{s.c } |T_{\varepsilon \rightarrow y}(j\omega, \theta)| < 1, \forall \omega > \omega_1$$

- Marge de phase :

$$\Delta\varphi(\theta) = \arg(T_{\varepsilon \rightarrow y}(j\omega, \theta)) - (-180^\circ) \quad (3)$$

$$\text{avec } |T_{\varepsilon \rightarrow y}(j\omega, \theta)| = 1$$

- Marge de module :

$$\Delta m(\theta) = \min_{\omega} |T_{\varepsilon \rightarrow y}(j\omega, \theta) - (-1)| \quad (4)$$

- Norme H_∞ du système :

$$\|T_{r \rightarrow y}\|_\infty(\theta) = \sup_{\omega} \bar{\sigma}(j\omega, \theta)$$

avec

$$\bar{\sigma}(j\omega, \theta) = \max_i \sqrt{\lambda_i(T_{r \rightarrow y}(j\omega, \theta)^* T_{r \rightarrow y}(j\omega, \theta))} \quad (5)$$

et $\lambda_i(M)$ la $i^{\text{ème}}$ valeur propre de M

De manière plus générale, les spécifications fréquentielles vont ainsi se traduire par des gabarits sur le module et la phase des différents transferts, par exemple :

$$\begin{cases} \underline{T}(j\omega) \leq |T_{x \rightarrow z}(j\omega, \theta)| \leq \bar{T}(j\omega) \\ \underline{\Phi}(j\omega) \leq \arg(T_{x \rightarrow z}(j\omega, \theta)) \leq \bar{\Phi}(j\omega) \end{cases} \quad (6)$$

Dans le cas de systèmes multi-variables, les contraintes du cahier des charges peuvent se décrire par des gabarits sur les valeurs singulières des transferts, permettant ainsi de modéliser les différents transferts.

De même, toutes les spécifications temporelles des fonctions des paramètres du correcteur. Citons par exemple :

- Dépassement en réponse indicielle

$$D\%(\theta) = \max_t \frac{y(t, \theta) - \lim_{t_1 \rightarrow +\infty} y(t_1, \theta)}{\lim_{t_1 \rightarrow +\infty} y(t_1, \theta)} \quad (7)$$

- Temps de réponse à $\alpha\%$:

$$T_\varepsilon(\theta) = \inf_{T > 0} \{T \setminus \forall t > T : |\varepsilon(t, \theta)| \leq \alpha/100 \cdot r(t)\} \quad (8)$$

- Energie de la commande en réponse à une entrée donnée :

$$E_u(\theta) = \int_{t=0}^{+\infty} u^T(t, \theta) u(t, \theta) dt \quad (9)$$

- Energie de l'erreur en réponse à une entrée donnée :

$$E_\varepsilon(\theta) = \int_{t=0}^{+\infty} \varepsilon^T(t, \theta) \varepsilon(t, \theta) dt \quad (10)$$

Plus généralement, les spécifications temporelles peuvent s'écrire comme des gabarits que doivent respecter la réponse du système pour quelques signaux d'entrée type (échelon, rampe, sinusoïde...) ou quelconques.

B. Analyse des problèmes d'optimisation obtenus

L'optimisation de correcteurs peut s'écrire à partir des critères et des contraintes définis dans la section II.A. Cependant, il apparaît rapidement que les problèmes d'optimisation correspondant sont très difficiles à résoudre. En effet, les critères sont non linéaires, et présentent de nombreux minima locaux. De plus, ils ne sont pas toujours partout différentiables. D'autre part, des formulations analytiques ne sont pas toujours disponibles, (calculs par simulateurs). Enfin, les critères à optimiser sont bien souvent contradictoires (temps de réponse d'un système et énergie de commande par exemple) rendant le problème intrinsèquement multi-objectifs.

L'approche classique consiste à reformuler les problèmes d'optimisation pour les rendre solvables par des algorithmes déterministes et exacts (il s'agit par exemple de transformer les contraintes d'un cahier des charges en filtres de pondération pour la synthèse H_∞ , puis de résoudre le problème par LMI). Cependant, toutes les contraintes ne sont pas nécessairement reformulables, et il est souvent nécessaire d'alterner des phases de synthèse en oubliant certaines des contraintes, puis des phases d'analyse où on vérifie a posteriori que les contraintes laissées de côté sont effectivement satisfaites. Cependant, une telle démarche est souvent consommatrice de temps de développement.

Pour toutes ces raisons, nous essayons ici de prendre en compte le problème d'optimisation initial, sans reformulation, et de le résoudre en une seule fois (c'est à dire sans vérification a posteriori). La difficulté des problèmes d'optimisation considérés conduit à utiliser une méthode d'optimisation stochastique multi-objectifs telle que l'optimisation par essaim particulaire qui sera décrite dans la section suivante.

III. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS PAR ESSAIM PARTICULAIRE

A. Principes de l'optimisation par essaim particulaire

L'optimisation par essaim particulaire est une méthode d'optimisation stochastique, appartenant à la classe de méthode des « métaheuristiques », qui a été introduite par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [8]. Cette méthode est basée sur le comportement social d'organismes vivants tels que les bancs de poissons et les groupes d'oiseaux. Considérons le problème d'optimisation générique :

$$\min_{x \in \mathcal{X}} f(x) \quad (11)$$

Un ensemble de P particules se déplace dans l'espace de recherche. Chaque particule est animée d'un certain mouvement dans cet espace, et garde en mémoire la position où elle a obtenu sa meilleure performance au sens du critère à optimiser f . En outre, chaque particule est en communication avec un ensemble de particules « amies », appelé voisinage. Chaque particule connaît donc la meilleure position obtenue par l'une des particules de son voisinage. On note :

- x_p^k position de la particule p lors de l'itération k ;
- v_p^k vitesse de la particule p lors de l'itération k ;
- b_p^k position où la particule p a obtenu sa meilleure valeur, depuis le début de l'algorithme, à l'itération k (souvent appelé « guide local ») ;
- g_p^k position où les particules du voisinage de la particule p ont obtenu leur meilleure valeur, depuis le début de l'algorithme, à l'itération k (souvent appelé « guide global »).

A chaque itération de l'algorithme, les différentes particules évoluent dans l'espace de recherche selon la loi de transition :

$$\begin{aligned} v_p^{k+1} &= w \cdot v_p^k + c_1 \otimes (b_p^k - x_p^k) + c_2 \otimes (g_p^k - x_p^k) \\ x_p^{k+1} &= x_p^k + v_p^{k+1} \end{aligned} \quad (12)$$

Avec :

- w : facteur d'inertie ;
- \otimes : signifie multiplication terme à terme de deux vecteurs ;
- c_1 (resp. c_2) : vecteur de longueur le nombre de variables d'optimisation, et dont les composantes sont tirées selon une distribution uniforme dans l'intervalle $[0, \overline{c_1}]$ (resp. $[0, \overline{c_2}]$).

L'algorithme réalise donc à chaque itération une combinaison aléatoire de trois tendances : continuer sur sa lancée, revenir sur ses pas, agir comme les autres particules. La figure 2 illustre la construction des déplacements. Le pseudo-code de l'algorithme est donné figure 3.

B. Choix des paramètres

De nombreuses variantes de l'algorithme existent dans la littérature. Ainsi, des variations dans l'écriture de la loi d'évolution (12) sont fréquemment proposées et analysées comme dans [9] par exemple.

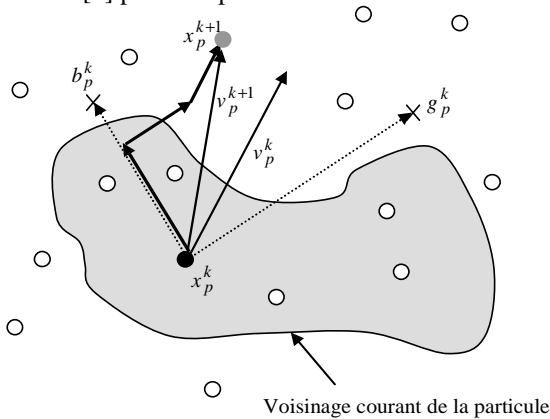


Fig. 2. Représentation graphique de la règle de déplacement

```

Initialiser les P particules aléatoirement :  $\{x_p^0, v_p^0 ; p = 1, \dots, P\}$ 
Pour itération  $k = 0$  à  $K$ ,
  Pour particules  $p = 1$  à  $P$ ,
    Faire évoluer la particule  $p$  selon l'équation (12)
    Evaluer la nouvelle position  $f(x_p^k)$ 
    Si  $f(x_p^{k+1}) < f(b_p^k)$ , alors
       $b_p^k = x_p^{k+1}$ ,
    Sinon,
       $b_p^{k+1} = b_p^k$ 
    Fin si
  Fin Pour
  Remettre à jour les  $g_p^{k+1}$ 
Fin Pour
  
```

Fig. 3. Pseudo-code de l'algorithme classique

De même, la topologie du voisinage des particules a été étudiée de manière intensive [10]. Deux voisinages principaux peuvent être cités : le voisinage géographique et le voisinage social. Nous n'en dirons pas plus ici, car ces notions de voisinages doivent être adaptées dans le cas de l'optimisation multi-objectifs (cf. section III.C)

Le choix des paramètres de l'algorithme (taille de l'essaim, facteur d'inertie w , coefficients de pondération des tendances $\overline{c_1}$ et $\overline{c_2}$, taille du voisinage des particules) est, comme pour toute méthode de type métaheuristique, un élément important qui a été abondamment étudié : [11], [12] par exemple. Cependant, il ne serait pas très pertinent de remplacer le réglage des paramètres du correcteur par le réglage de paramètres de l'algorithme d'optimisation. En outre, la retouche d'un correcteur est souvent une problématique industrielle qui doit être fait sur site, en fonction des conditions courantes de production, par un technicien non nécessairement formé aux techniques d'optimisation sous-jacentes au réglage. Il est donc important d'utiliser une méthode d'optimisation générique. Nous utiliserons donc ici des réglages dits « standard », validés par James Kennedy et Maurice Clerc [13] :

- Taille de l'essaim : $10 + \sqrt{D}$, où D est la dimension du problème ;
- $w = 1/(2 \ln(2))$;
- $\overline{c_1} = \overline{c_2} = 0,5 + \ln(2)$.

La méthode que nous proposons ici est donc une méthode qui ne nécessite aucun réglage des paramètres et aucune reformulation des critères et des contraintes.

C. Version multi-objectifs

L'optimisation multi-objectifs consiste en la minimisation « simultanée » de k objectifs :

$$\min_x \{f_1(x), \dots, f_k(x)\} \quad (13)$$

Une telle optimisation est réalisée au sens de la Pareto optimalité. Une solution x domine une autre solution y si :

$$\begin{aligned} x < y \\ \Leftrightarrow \forall i, f_i(x) \leq f_i(y) \text{ et } \exists j \text{ t.q. } f_j(x) < f_j(y) \end{aligned} \quad (14)$$

Une solution est dite « Pareto optimale », si elle n'est dominée par aucune autre. La principale difficulté dans l'extension de l'algorithme d'optimisation particulière au cas multi-objectifs réside dans la définition de « leaders » ou

« guides » b_p^k, g_p^k . Quelques implémentations ont déjà été réalisées [14], [15], [16]. Dans cette étude, nous utiliserons les résultats développés dans [17]. L'algorithme présenté a l'avantage de ne pas utiliser de mesure de distance dans l'espace des objectifs, mais uniquement le concept de dominance. Ceci permet de s'affranchir en partie des problèmes de sensibilité à la formulation des critères. En utilisant [17], le guide local b_p^k suit l'équation d'évolution :

$$\begin{aligned} & \text{Si } (x_p^{k+1} \prec b_p^k) \text{ ou } (x_p^{k+1} \not\prec b_p^k \text{ et } x_p^{k+1} \not\prec b_p^k) \\ & \text{alors } b_p^{k+1} = x_p^{k+1} \\ & \text{sinon } b_p^{k+1} = b_p^k \end{aligned} \quad (15)$$

Où le symbole $\not\prec$ signifie qu'on ne peut pas comparer les deux solutions au sens de la dominance. La définition des leaders globaux g_p^k passe par la définition d'une matrice d'archive \mathbf{A} contenant à l'itération k toutes les solutions non dominées connues. Ainsi, à l'itération $k+1$, toutes les particules x_p^{k+1} qui ne sont dominées par aucune des solutions de l'archive sont incorporées à l'archive. En revanche, toute solution de l'archive dominée par l'une des particules de l'essai sort de cette archive. A partir de cette archive, nous pouvons alors définir les ensembles suivants :

$$\begin{aligned} A_x^k &= \{a \in \mathbf{A} \text{ tel que } a \prec x\} \\ X_a^k &= \{x_p^k \text{ tel que } a \prec x_p^k\} \end{aligned} \quad (16)$$

Ainsi, A_x^k représente pour une solution potentielle x l'ensemble des éléments de l'archive qui la domine, et X_a^k représente, pour un élément a de l'archive, l'ensemble des particules de l'essai qu'elle domine. Dès lors, pour une particule x_p^k , le guide global choisi est :

$$g_p^k = \begin{cases} a \in \mathbf{A} \text{ avec la prob. } \alpha / |X_a^k| \text{ si } x_p^k \in \mathbf{A} \\ a \in \mathbf{A}_x^k, x = x_p^k, \text{ avec la prob. } \alpha / |X_a^k| \text{ sinon} \end{cases} \quad (17)$$

Où $||$ est le cardinal de X_a^k et α est choisi afin d'avoir la somme des probabilités égale à 1. L'équation (17) s'interprète de la façon suivante : il est clair que les éléments de l'archive qui dominent une particule sont des candidats intéressants pour jouer le rôle de guide global. D'autre part, en choisissant une probabilité inversement proportionnelle à $|X_a^k|$, on favorise les éléments de l'archive dominant peu de particules, espérant ainsi obtenir un front de Pareto plus large.

Remarquons encore une fois que le passage à un algorithme multi-objectifs n'entraîne pas de paramètres de réglage. L'algorithme utilisé ici reste donc un algorithme sans paramètre ni reformulation.

IV. APPLICATION A LA SYNTHÈSE D'UN CORRECTEUR POUR UN SYSTÈME DE SUSPENSION MAGNÉTIQUE

A. Système étudié

Nous avons déjà présenté dans des travaux précédents les résultats d'optimisation pour des problèmes de réglage de correcteur dans [6], l'optimisation des filtres de pondération

de la synthèse H_∞ standard dans [18], la synthèse H_∞ d'ordre réduit dans [19] et des applications industrielles dans [7]. Ces études ont permis de voir le comportement de l'algorithme PSO dans le cas mono-objectif pour des problèmes avec un nombre de variables relativement important. Elles ont également permis de voir l'introduction de contraintes sans ajout de paramètre. Afin de voir l'apport de la version multi-objectifs, nous nous concentrons dans cette section à un exemple relativement simple en optimisant des correcteurs calculés pour une maquette de suspension magnétique. Cette maquette peut se représenter conformément à la figure 4. Un actionneur permet de faire circuler un courant i dans l'électro-aimant à partir de la tension d'alimentation u . Cet actionneur peut se modéliser par un simple premier ordre :

$$\frac{I(s)}{U(s)} = \frac{K_I}{1 + \tau s} \quad (18)$$

La force exercée par l'électro-aimant se modélise par :

$$F_m = c \frac{i^2}{x^2}, \text{ avec } x = (z_E - l) - z = x_0 - z \quad (19)$$

L'équilibre de cette force avec le poids du pendule de masse m donne :

$$m \ddot{z} = c \frac{i^2}{(x_0 - z)^2} - mg \quad (20)$$

Autour du point $z = 0$, l'équilibre s'écrit alors :

$$c \frac{i_0^2}{x_0^2} - mg = 0 \quad (21)$$

En linéarisant autour de ce point, c'est-à-dire en écrivant $z = 0 + z_1; i = i_0 + i_1$, avec $z_1 \ll 1; i_1 \ll 1$, on obtient au premier ordre :

$$\ddot{z}_1 = 2 \frac{g}{i_0} i_1 + 2 \frac{g}{x_0} z_1 \quad (22)$$

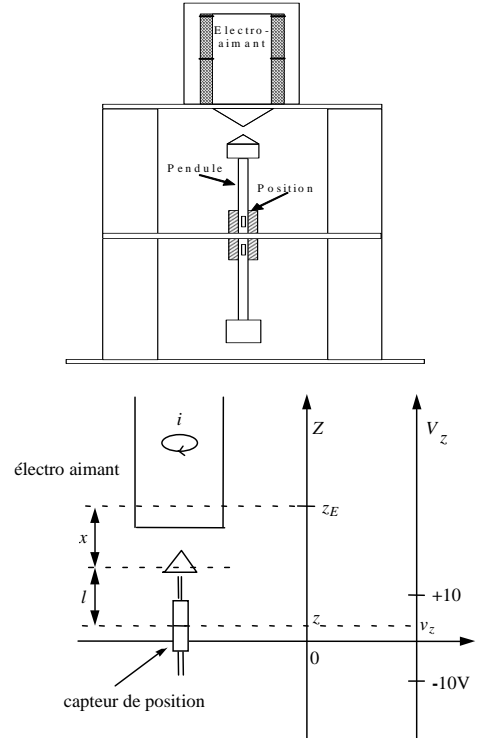


Fig. 4. Maquette de suspension magnétique et notations pour la modélisation

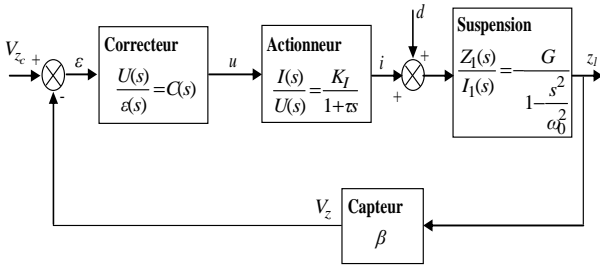


Fig. 5. Schéma-bloc de la boucle d'asservissement de la suspension magnétique

Finalement, la fonction de transfert de la suspension magnétique est donc de la forme :

$$\frac{Z_1(s)}{I_1(s)} = \frac{G}{1 - s^2 / \omega_0^2} \quad (23)$$

Enfin, un capteur permet d'obtenir une tension proportionnelle à l'altitude du pendule. Le système considéré peut donc finalement se modéliser par le schéma-bloc de la figure 5, en considérant un modèle linéarisé autour de l'altitude 0. d est une perturbation de courant. Les valeurs numériques des paramètres du modèle sont les suivantes :

$$K_I = 0,09 \text{ A/V} ; \quad \tau = 5 \cdot 10^{-4} \text{ s} ; \quad G = -0,011 \text{ m/A} ; \\ \omega_0 = 39,9 \text{ rad/s} ; \quad \beta = 4000 \text{ V/m} .$$

Le correcteur utilisé est un correcteur Proportionnel-Intégral-Dérivé (PID) filtré, de fonction de transfert :

$$C(s) = K \left(1 + \frac{1}{T_i s} + \frac{T_d s}{1 + \tau_d s} \right) \cdot \frac{1}{1 + T_f s} \quad (24)$$

La constante de temps du filtrage de l'action dérivée est : $\tau_d = T_d / 10$. Les paramètres du correcteur à optimiser sont donc $\theta = (K, T_i, T_d, T_f)^T$. Ce problème comporte 4 paramètres. L'utilisation d'une méthode de gridding est limitée si l'on recherche une précision suffisante du résultat.

B. Synthèse de correcteurs

Nous choisissons ici de synthétiser un correcteur en résolvant le problème d'optimisation multi-objectif suivant :

$$\min_{\theta=(K, T_i, T_d, T_f)} \{f_1(\theta), f_2(\theta)\} \quad (25)$$

$$\text{avec : } f_1(\theta) = \int_{t=0}^{0,5} \varepsilon^2(t) dt, f_2(\theta) = \int_{t=0}^{0,5} u^2(t) dt$$

en réponse à un échelon de consigne.

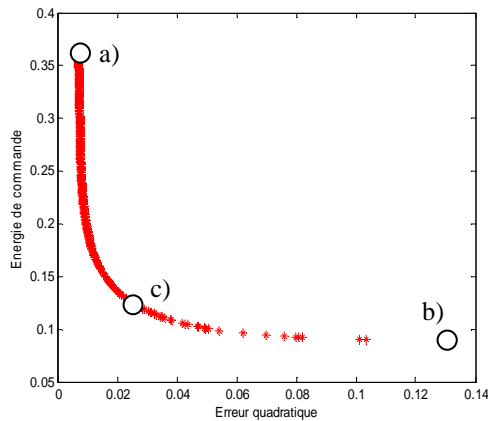


Fig. 6. Front de Pareto obtenu.

Ces deux objectifs sont clairement contradictoires. En outre le système étudié est suffisamment compliqué pour qu'il n'existe pas d'expressions analytiques des critères (25). L'utilisation d'un algorithme stochastique permettant d'optimiser un critère calculé par simulateur est donc pleinement justifiée. Le simulateur prend en compte la saturation de la commande à $\pm 5V$. La figure 6 présente le front de Pareto obtenu par l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire multi-objectif. Les temps de calcul sont de 1 minute avec Matlab 2007b sur un Pentium 2,5 GHz

La figure 7 présente la réponse indicielle (sortie et commande) correspondant au point du front de Pareto favorisant le plus le critère 1 (point a) de la figure 6. La commande prend de relatives grandes valeurs, pour une réponse en sortie rapide et peu oscillante.

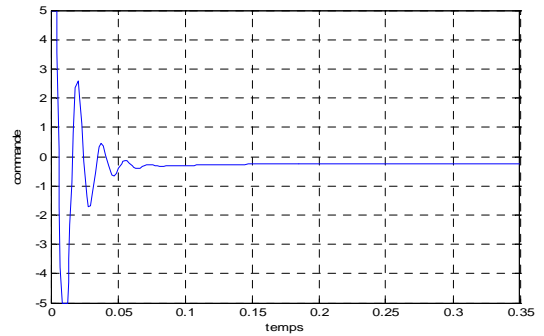
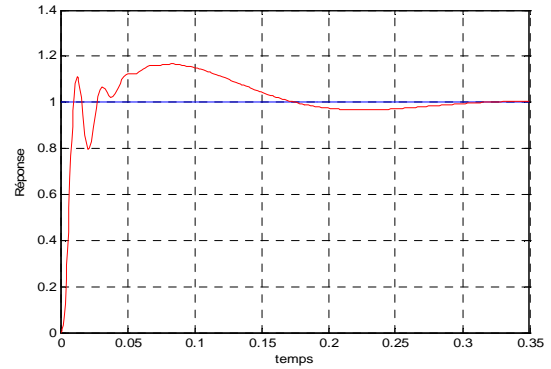


Fig. 7. Réponses pour le correcteur du point a) du front de Pareto.

La figure 8 présente le même type de résultat pour le point du front favorisant le plus l'énergie de commande (point b) de la figure 6). La commande reste faible (pas de saturation), mais la réponse en sortie est très oscillante. Enfin la figure 9 présente les réponses obtenues pour le correcteur du point c) de la figure 6 correspondant à un compromis des 2 objectifs. La commande reste faible, pour une réponse en sortie tout à fait satisfaisante.

V. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans cet article, nous avons présenté une méthode d'optimisation par essaim particulaire multi-objectifs permettant la synthèse ou la retouche de correcteurs. L'avantage de ce type de méthode stochastique est de permettre une recherche globale dans l'espace des paramètres, et ce sans préjuger de la structure mathématique des coûts et des contraintes du problème d'optimisation traité. Les résultats, obtenus pour une maquette de suspension magnétique valident l'approche utilisée.

Dans la mesure où il ne serait pas pertinent de remplacer le problème de réglage des paramètres du correcteur par un problème de réglage des paramètres d'optimisation, nous nous

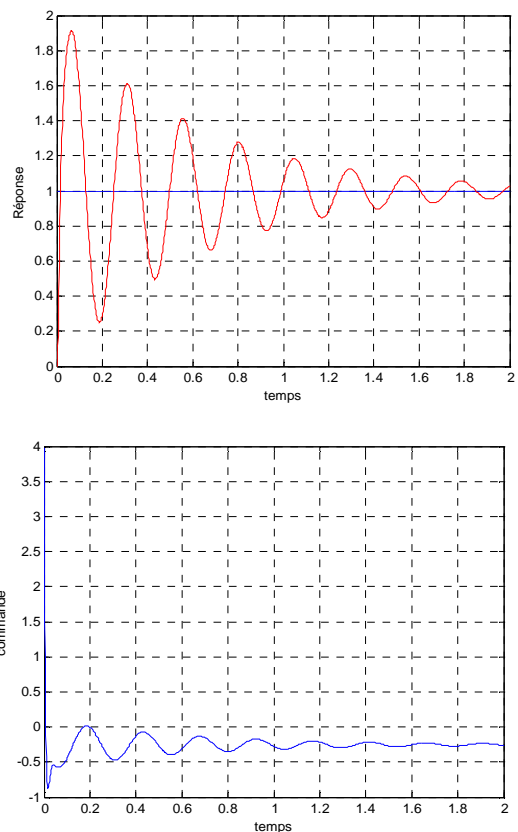


Fig. 9. Réponses pour le correcteur du point b) du front de Pareto.

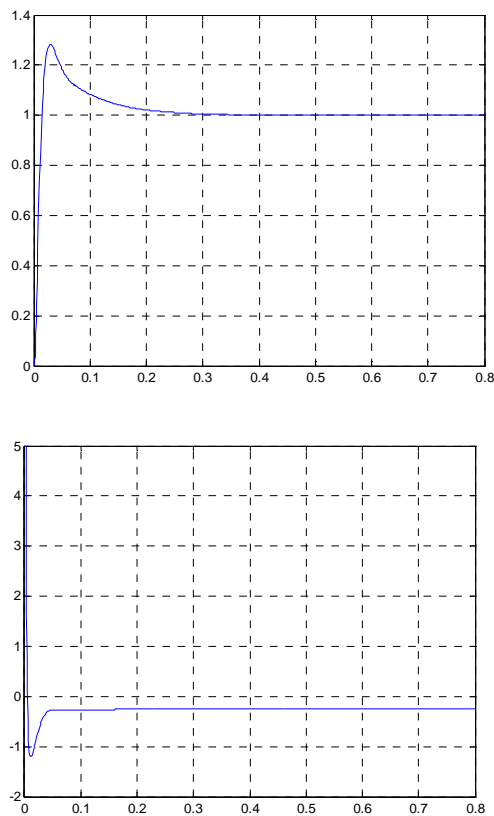


Fig. 10. Réponses pour le correcteur du point c) du front de Pareto.

sommes attachés en outre à développer une méthode qui ne nécessite aucun réglage par utilisation de paramètres dits standard. La méthode proposée est donc facilement transposable dans un contexte industriel puisqu'aucune connaissance préalable sur les algorithmes d'optimisation n'est requise, et ce d'autant plus qu'elle évite l'alternance de phases de synthèse et d'analyse en prenant en compte explicitement toutes les contraintes. La méthode utilisée ici permet d'optimiser tout type de fonctions objectifs et tout type de contraintes. Les travaux futurs concernent ainsi l'utilisation de ces techniques dans le cas de la synthèse H_∞ et dans le cas de la synthèse robuste.

RÉFÉRENCES

- [1] Kwakernaak, H., Sivan R. Linear optimal control system. Wiley-interscience, New York, 1972.
- [2] Zhou, K., Doyle J. C., Glover K. Robust and optimal control. Prentice-Hall, New Jersey, 1996.
- [3] Francis, B. A., Doyle, J. C. Linear control theory with an H_∞ optimality criterion. *SIAM Journal on Control and Optimization*, vol. 25, pp. 815-844, 1987.
- [4] Lassami, B., Font, S. Backstepping controller retuning using ϵ subdifferential optimization. *44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference*, Sevilla, Spain, 2005.
- [5] Zhao, J., Li T., Qian, J. Application of particle swarm optimization algorithm on robust PID controller tuning. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3612, L. Wang, K. Cheng, Y. S. Ong (Eds.) pp. 948-957, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005.
- [6] Sandou G., Lassami B. Optimisation par essai particulaire pour la synthèse ou la retouche de correcteurs. *7^{ième} Conférence Internationale de Modélisation et Simulation MOSIM*, Paris, France, 2008.
- [7] Pita-Gil, G., Talon, V., Sandou, G., Godoy, E., Dumur, D. Robust Non-linear Control Applied to Internal Combustion Engine Air Path Using Particle Swarm Optimization. *3rd IEEE Multi-conference on Systems and Control*, Saint-Petersburg, Russia, July 8-10th 2009.
- [8] Eberhart, R. C. and J. Kennedy. A new optimizer using particle swarm theory. *Proceedings of the 6th International Symposium on Micromachine and Human Science*, Nagoya, Japan. p. 39-43, 1995.
- [9] Eberhart, R. C. and Shi, Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, San Diego, CA, USA, p 84-88, 2000.
- [10] Kennedy, J. Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Piscataway, NJ, USA, p 1931-1938, 1999.
- [11] Shi, Y. and Eberhart, R. C., 1998. Parameter selection in particle swarm optimization. *7th Annual Conference on Evolutionary Programming*, New York, USA. p. 591-600.
- [12] Trelea, I. C., 2003. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection. *Information Processing Letters*, 85(6), p. 317-325.
- [13] Kennedy, J. and M. Clerc, 2006. Standard PSO. http://www.particleswarm.info/Standard_PSO_2006.c.
- [14] Reyes-Sierra, M., Coello Coello C. A. Multi-Objective Particle Swarm Optimizers: A Survey of the State-of-the-Art. *International Journal of Computational Intelligence Research*. vol.2, no. 3, pp. 287-308, 2006.
- [15] Santana-Quintero, L. V., Ramirez-Santiago, N., Coello Coello, C. A., Molina Luque, J., Garcia Hernandez-Diaz, A. A New Proposal for Multiobjective Optimization Using Particle Swarm Optimization and Rough Sets Theory. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4193, pp. 483-492, 2006.
- [16] Cagnina, L., Esquivel, S., Coello Coello, C. A. A Particle Swarm Optimizer for Multi-Objective optimization. *Journal of Computer Science & Technology*, vol. 5, no. 4, 2005.
- [17] Alvarez-Benitez, J. E., Everson, R. M., Fieldsend, J. E. A MOPSO Algorithm Based Exclusively on Pareto Dominance Concepts. *Lecture Notes in Computer Science*, vol 3410, pp 459-473, 2005.
- [18] Sandou, G., Duc, G., Beauvois, D.. Optimisation par essai particulaire du réglage d'un correcteur H_∞ . *5^{ième} Conférence Internationale Francophone d'Automatique*, Bucarest, Romania, 2008.
- [19] Sandou, G., Duc, G. Using Particle Swarm Optimization for Reduced Order H_∞ Synthesis. *14th IFAC Workshop on Control Applications of Optimisation*, Jyväskylä, Finland, May 6-8th, 2009.