

ACI Masses de donnés

Optimisation de systèmes complexes :

algorithmes et applications en physique

et sciences de l'ingénieur (OPSYC)

Laboratoire de Modélisation et Calcul

16 septembre, 2004

Structure du projet

- optimisation de plan de production pour des très grands systèmes de gestion sous contraintes
- contrôle d'un sillage aérodynamique

Optimisation de plan de production

Exemples: planification de la production annuelle d'électricité ou de gaz

la minimisation du coût sous contraintes linéaires aboutit à un **programme linéaire**

mais la solution n'est pas utilisable à cause de l'incertitude sur un grand nombre de paramètres:

fluctuations de demande en ressource, des disponibilités d'unités de production, des coûts de production

Objectif: concevoir un plan de production optimal à l'horizon d'un an, qui respecte les contraintes de demande et de fonctionnement et qui est **robuste** par rapport aux incertitudes

Programme Linéaire de grande taille avec des coefficients dans un ensemble d'incertitude

l'ensemble d'incertitude est donné sous forme d'un polytope construit à partir des données des années précédentes

⇒ **Programmation Robuste** [Ben-Tal, Nemirovski 1998]

les méthodes de Programmation Robuste Linéaire "classique" ne sont pas applicables:

- à cause de la taille du problème
- à cause de leur conservativité:
très probablement ils rendent le problème infaisable

Solution: utiliser le fait que les commandes futures ne sont appliquées que quand les variables incertaines appartenant à l'intervalle de temps précédent se sont déjà réalisées

Adjustable Robust Counterpart (ARC): les commandes futures sont être considérées comme fonctions de la réalisation des incertitudes précédentes

défis de ARC: NP-dur dans le plupart des cas

Affinely Adjustable Robust Counterpart (AARC): on suppose que la dépendance de la commande future de la réalisation des incertitudes précédentes est **linéaire** [Ben-Tal, Goryachko, Guslitzer, Nemirovski 98]

cela diminue l'ensemble de faisabilité (et donc rends le problème plus conservatif)
mais le problème devient traitable

défi du AARC: un grand nombre de paramètres (les coefficients de dépendance) augmente la taille du système

Solution: agréger les commandes journaliers loins dans le future à des commandes hebdomadaires ou mensuels

Contrôle d'un sillage aérodynamique

on considère comme exemple avec une géométrie simple mais qui génère toutes les caractéristiques essentielles des **sillages de cylindre tri-dimensionnel**

Objectif: modifier les caractéristiques de l'écoulement (minimiser le drag) par contrôle des valeurs du champ de vitesse sur le bord du cylindre

- soit par des actuateurs de type "belt" (composante tangentielle)
- soit par suction/blowing (composante normale)

Problème principal: l'évaluation de la fonction coût dans un point est très coûteuse

on propose deux approches pour attaquer ce problème

- prendre en compte les connaissances à priori sur la topologie 3D des écoulements
- définir les algorithmes les plus efficaces possibles

Calcul de la fonction coût: intégration des équations de Navier-Stokes incompressibles

$$\dot{v} + (v \cdot \nabla)v = -\nabla p + \nu \nabla^2 v, \quad \nabla \cdot v = 0$$

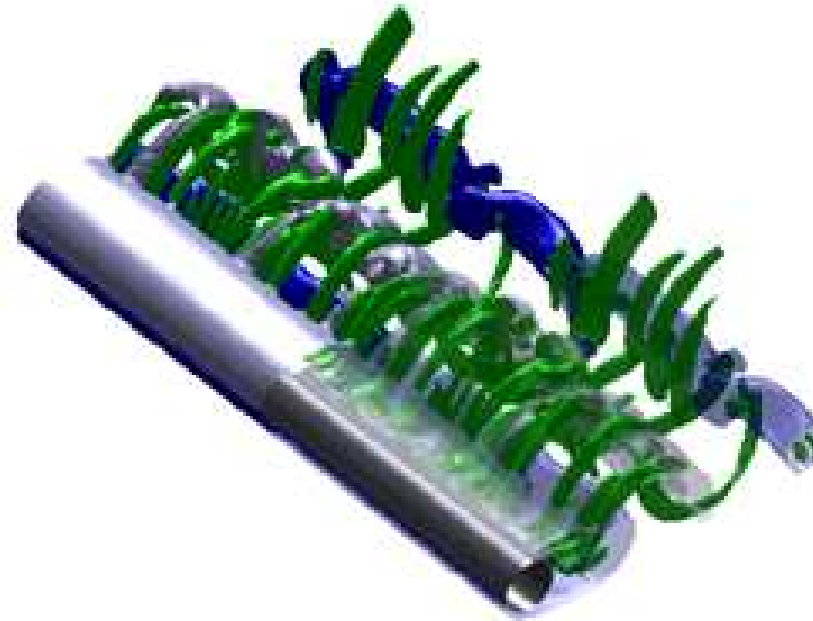
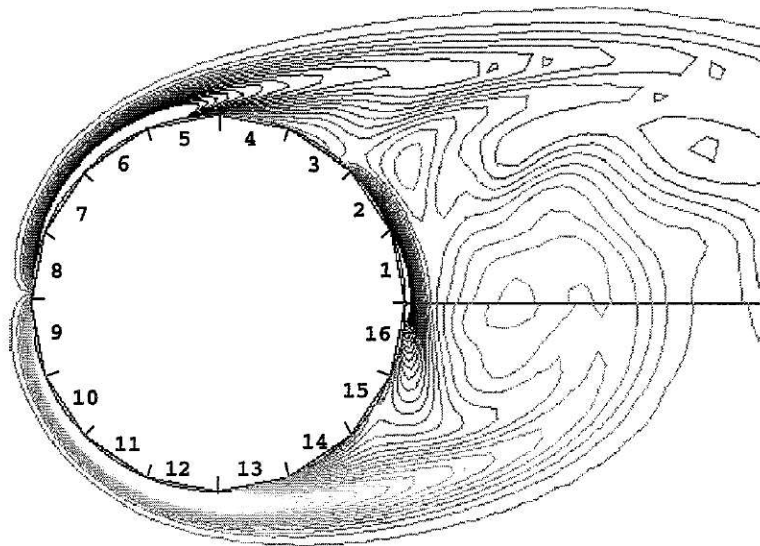
jusqu'à un état stationnaire et calcul de la moyenne des forces qui sont appliqués au cylindre par l'écoulement

le calcul est **très coûteux**: \sim une heure pour le problème 2D et \sim 10 heures pour le problème 3D avec un PC standard

conditions de bord: les valeurs de vitesse sur la surface du cylindre servent comme commande pour modifier les propriétés de l'écoulement

le périmètre du cylindre est divisé en 16 segments sur lesquels la vitesse ne varie que dans la direction de l'axe du cylindre

le vecteur de vitesse sur le bord n'a qu'une composante normale (actuateurs "jet") ou qu'une composante tangentielle (actuateurs "belt")



première approche: algorithme génétique pour le problème 2D ("jet" et "belt")
[Milano, Koumoutsakos 2002]

optimisation dans un espace 16-dimensionnel, réduction du drag de 50 %
donne une première idée de la commande optimale

Approche 1

utiliser la structure 3D de l'écoulement non-côntrolé pour dessiner une commande à partir du resultat de l'algorithme génétique

la meilleure solution trouvé par l'algorithme génétique est approximée par

$$f(\theta) = -\sin \frac{3,2\theta^3}{3+\theta^{10}}$$

équations sous forme vitesse-vorticité

$$\frac{\partial \omega}{\partial t} + (u \cdot \nabla) \omega - (\omega \cdot \nabla) u - \nu \Delta \omega = 0, \quad \nabla \cdot u = 0$$

pour intégrer les équations 3D

on sait que l'écoulement non-côntrolé est susceptible de varier periodiquement dans la direction de l'axe du cylindre [Poncet 2002]

pour tenir en compte ce fait on définit la commande comme produit $f(\theta)C(z)$, où C est une fonction periodique avec des modes correspondantes aux modes des instabilités et z est parallel à l'axe

Resultats: [Poncet, Cottet, Koumoutsakos 2004]

la reduction du drag avec la commande 3D surpasse la reduction avec la commande 2D ayant la même énergie

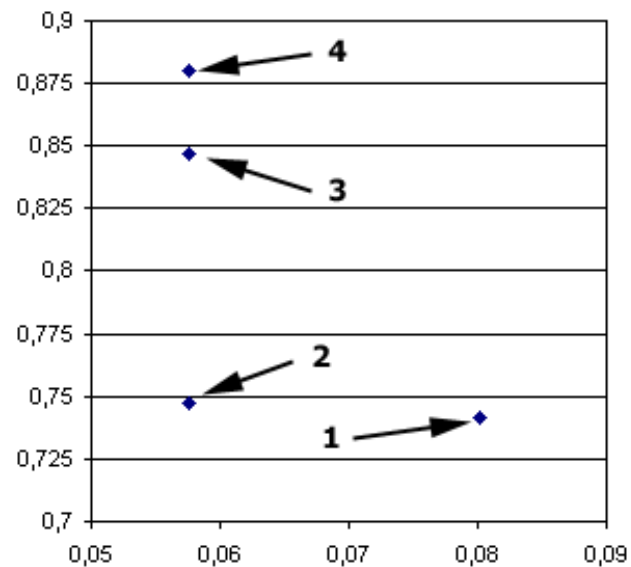


Figure 1: Reduction de drag

1: la meilleure solution trouvé par l'algorithme génétique

2: $C \equiv 1$,

3: $C = \frac{2}{\sqrt{5}}(1 + \sin(z/R))$

4: $C = \frac{2}{\sqrt{5}}(1 + \sin(2z/R))$

Approche 2

application des algorithmes d'optimisation déterministes au problème 2D
plus efficace que les algorithmes stochastiques dans des petites dimensions
interpolation de la fonction coût à partir de l'ensemble de points déjà calculés

- interpolation avec des splines cubiques
- interpolation avec des "radial basis functions":
algorithme **EGO** (Efficient Global Optimisation)
[Hellström, Holmström 2001]

optimisation sur une sous-variété 2-dimensionnel de l'espace de paramètres

Resultats: les deux algorithmes convergent vers la même region avec la même valeur optimale de la fonction coût (7 itérations)

la solution donne une reduction de drag de (encore) 35 % par rapport à celle trouvé par l'algorithme génétique