

Utilisation des algorithmes génétiques pour le recalage de modèles thermiques spatiaux

Frédéric Jouffroy, Nicolas Durand, James Etchells, Olivier Pin

► **To cite this version:**

Frédéric Jouffroy, Nicolas Durand, James Etchells, Olivier Pin. Utilisation des algorithmes génétiques pour le recalage de modèles thermiques spatiaux . SFT 2008, Thermique Aéronautique et Spatiale, Jun 2008, Toulouse, France. hal-01294628

HAL Id: hal-01294628

<https://hal-enac.archives-ouvertes.fr/hal-01294628>

Submitted on 29 Mar 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.

Utilisation des algorithmes génétiques pour le recalage de modèles thermiques spatiaux.

(Frédéric JOUFFROY¹, Nicolas DURAND², James ETCHELLS³, Olivier PIN³

¹EADS-Astrium SAS / Département Analyses et Tests Mécaniques, thermiques et fluidiques,
31 rue des Cosmonautes ZI du Palays 31402 Toulouse Cedex 4 France

²Direction des Services de la Navigation Aérienne / Direction Technique et Innovation / R&D /
Planification, Optimisation & Méthodes 7 avenue Edouard Belin BP 4005 31055 Toulouse Cedex 4

³European Space Agency / European Space Research & Technology Centre
Keplerlaan 1, Postbus 299, 2200 AG Noordwijk (The Netherlands)

(frederic.jouffroy@astrium.eads.net)

Résumé – le Recalage de modèles thermiques spatiaux implique des dizaines de paramètres physiques et des centaines de points de mesure. Il devient envisageable d'utiliser dans ce but les Algorithmes Génétiques qui sont une méthode d'optimisation globale adaptable à beaucoup de problèmes. L'étude effectuée portant sur des petits modèles (300 nœuds au plus) montre leur bonne efficacité pour trouver la zone où se trouve la meilleure solution connue, sans nécessiter de compétence particulière de l'utilisateur thermicien. L'application à des modèles de taille industrielle (1000 nœuds ou plus) demandera de faire progresser encore les méthodes et les moyens informatiques.

Nomenclature

AG algorithme génétique

MMG modèle mathématique géométrique

MMT modèle mathématique thermique

T température, *K*

α absorptivité solaire et ultra-violet^l

ε émissivité infra-rouge^l

1. Introduction

Le recalage du modèle thermique par rapport aux mesures d'essai est une tâche critique pour tous les projets spatiaux, pour pouvoir ensuite effectuer les prédictions finales de vol; les méthodes actuelles utilisées par l'industrie spatiale sont rarement satisfaisantes en terme de qualité des résultats obtenus, et extrêmement coûteuse en temps d'ingénierie.

En principe, une large gamme de techniques d'optimisation est utilisable pour assister cette tâche. Cependant, le problème en jeu est complexe car pouvant impliquer des dizaines de paramètres physiques du modèle, mais aussi des centaines de points de mesures, pour lesquels le modèle recalé devra fournir une prédiction correcte. Les modèles étant de plus fortement non linéaires de par l'importance des échanges radiatifs, ceci explique pourquoi on utilise encore de manière opérationnelle des méthodes essentiellement manuelles.

La puissance de calcul croissant continuellement, il devient néanmoins possible aujourd'hui d'évaluer l'applicabilité d'approches d'optimisation stochastique dont le coût aurait été prohibitif dans le passé. Parmi ces techniques, les Algorithmes Génétiques (AG) sont une méthode globale potentiellement adaptable à beaucoup de problèmes, car exigeant peu de conditions sur la fonction à optimiser. Leur efficacité dépend souvent en revanche grandement de la qualité de leur mise en œuvre.

Dans le contexte d'un contrat ESA, une collaboration entre EADS-Astrium Toulouse et des chercheurs de la Direction Scientifique de la Navigation Aérienne experts en optimisation stochastique a permis de tester, pour de nombreuses configurations de paramètres de recalage, des modèles thermiques de dimension réduite.

1.1. Introduction aux Algorithmes Génétiques.

Les Algorithmes Génétiques sont des méthodes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle : au sein d'une population, seuls les individus les mieux adaptés ont une descendance à qui ils transmettent leurs gènes. L'espèce s'améliore ainsi par croisement au fil des générations, et aussi grâce au phénomène de mutation (transformation aléatoire) des gènes.

Un AG est une transposition informatique de ce type de processus naturel, les gènes étant remplacés par les paramètres de la fonction à optimiser. Il est possible de jouer sur différents paramètres (taux de croisement et de mutation au sein de la population, taille de cette dernière, etc) pour améliorer, en fonction du problème traité, l'efficacité de l'optimisation réalisée. Les algorithmes génétiques ont déjà une histoire relativement ancienne, puisque les premiers travaux de John Holland sur les systèmes adaptatifs remontent à 1962 [1]. L'ouvrage de David Goldberg [2] a largement contribué à les vulgariser. De très nombreuses variantes d'AG existent aujourd'hui.

2. Définition de l'étude

2.1. Problématique

La problématique posée est la suivante : l'utilisation d'un AG permet-elle en pratique de recalculer des modèles thermiques usuels de prédiction d'essai, -l'ingénieur thermicien n'étant généralement pas un spécialiste en analyse numérique - ?

Le contenu de l'étude a été défini pour répondre aux différentes composantes de ce problème, c'est-à-dire vérifier le bon fonctionnement d'un AG nécessitant, de la part de l'utilisateur, peu de réglages de son comportement informatique:

- dans un cadre d'essai thermique habituel comprenant plusieurs configurations de tests (chaud, froid, etc) devant être recalculées simultanément ; ce point est généralement mal traité par les méthodes actuelles 'manuelles',
- pour des jeux d'instrumentation variables (en terme de nombre et position des points),
- pour des jeux de paramètres de recalage variables (en terme de nombre et choix des paramètres), allant en pratique jusqu'à une vingtaine de paramètres. Dans cette étude, les paramètres à recalculer sont considérés comme déjà choisis.

2.2. Définition d'un plan de validation

2.2.1. Utilisation de cas de tests ayant une solution connue

La validation du fonctionnement de l'AG a été effectuée uniquement en se basant sur des cas de tests fictifs ayant une solution parfaitement connue, car construits de la façon suivante :

- Les 'températures mesurées' utilisées pour le recalage sont en fait celles prédites par le modèle, pour un sous-ensemble de nœuds typiques d'une instrumentation d'essai.
- Les cas de tests sont créés en modifiant dans le modèle la valeur de paramètres choisis, ces derniers étant ensuite utilisés pour le recalage : l'AG doit alors retrouver les valeurs des paramètres du modèle initial, correspondant à la solution exacte.

2.2.2. Utilisation de modèles rapides à calculer

Les modèles thermiques utilisés sont de type différences finies (format ESATAN), limités aux aspects radiatifs et conductifs. Dans ce type d'étude, il est essentiel d'exécuter un grand

nombre de cas de tests (à effort de calcul constant) pour pouvoir, après analyse, réorienter si nécessaire la recherche vers d'autres solutions algorithmiques, de paramétrage, etc.

Notre sujet se caractérise, par rapport aux autres problèmes d'optimisation traités par les chercheurs de la DSNA, par le fort coût de calcul de la fonction à optimiser : Il faut recalculer le modèle pour les valeurs courantes des paramètres de recalage, pour obtenir une mesure de l'écart entre la prédiction et la mesure. La minimisation de ce coût de calcul nous a conduit à :

- Réduire la taille des modèles traités (300 nœuds au plus),
- Limiter le calcul aux seuls cas permanents,
- Restreindre le choix des paramètres utilisés à ceux du MMT ESATAN (aspects conducteur & dissipations uniquement) : le coût de calcul du MMG par une méthode de lancer de rayons de type Monte-Carlo (logiciel Systema) suite par exemple à la modification d'une propriété thermo-optique α ou ε , est en effet prohibitif par rapport au seul calcul du modèle MMT.

2.2.3. *Fonction objectif et critères d'arrêt*

La fonction objectif utilisée prend en compte, par sommation, l'écart de température obtenu sur tous les points de mesure du modèle, pour les différentes configurations d'essais traitées.

$$FO = \sum_{CasThermiques} \sum_{PtsMesure} (T_{prédite} - T_{mesurée})^2 \quad (1)$$

Un critère d'arrêt de l'algorithme est associé à la valeur de cette fonction objectif : $FO < C$. Un autre critère d'arrêt est par ailleurs défini, portant sur le nombre limite de générations pouvant être calculées dans le cadre d'une simulation.

2.2.4. *Contenu du plan de test.*

Le plan de test défini couvre les différents aspects décrits en 2.1, de la manière suivante :

- Deux modèles thermiques d'essais différents sont utilisés : Modèle 1 (100 nœuds) et Modèle 2 (300 nœuds), représentant respectivement : a) un cas d'école simplifié de satellite, et b) une définition préliminaire pour un instrument optique embarqué.
- Les modèles sont toujours traités simultanément pour 2 configurations différentes d'essai (chaude et froide).
- Deux jeux de points de mesures différents sont définis pour un même modèle, la plus réduite étant incluse dans la plus riche.
- De nombreux jeux de paramètres thermiques de recalage de complexité croissante sont définis pour chaque modèle.
 - o Huit configurations simples, portant sur 5 paramètres de recalage,
 - o Quelques configurations impliquant 10 à 20 paramètres de recalage.

Les paramètres pris en compte sont des éléments usuels de modélisation conductive (conductivité longitudinale et transverse, conductance surfacique de contact, etc), et de sources de dissipation interne (tension et résistance électrique de réchauffeurs). Pour chacun d'eux est défini un intervalle de variation physique autorisé, utilisé par l'AG.

Pour vérifier la sensibilité du fonctionnement de l'AG à ses principaux paramètres de réglage, de nombreuses configurations de ceux-ci sont testées (4 tailles de population, 10 combinaisons du taux de croisement et du taux de mutation), pour tous les cas définis.

Par ailleurs, Un AG étant un processus stochastique, 5 simulations correspondant à des graines aléatoires différentes sont exécutées pour chaque cas de test défini (jeu de points de

mesure + jeu de paramètres de recalage + valeurs des paramètres de l'AG), afin de lisser l'impact de la variabilité inhérente à la technique utilisée. Ce chiffre peut sembler très faible, mais sur l'ensemble du plan de test, le nombre de simulations effectuées pour chaque valeur d'un paramètre étudié devient beaucoup plus large, ce qui renforce la fiabilité des résultats obtenus[3].

La sortie du plan de test consiste, pour chaque modèle, et pour chacun des cas de tests, en une mesure d'efficacité de l'optimisation réalisée, exprimable de deux manières différentes :

- 1) Soit par le nombre de calculs modèles nécessaires pour atteindre la valeur spécifiée C sur la fonction objectif. C est fixé à 0.01, correspondant au pire à un écart maximum de température de 0.1°C, en un point de mesure unique du modèle.
- 2) Soit par la valeur de fonction objectif obtenue pour un nombre spécifié de calculs du modèle ; cette 2^{ème} solution permet de contrôler le temps nécessaire pour exécuter une simulation, ce qui a un intérêt pratique pour le traitement des cas difficiles à optimiser.

3. Résultats obtenus

Le bon fonctionnement de l'AG (diminution continue de la valeur de la fonction objective) a été vérifié pour chacune des simulations effectuées.

3.1. Influence de la définition thermique sur l'optimisation

3.1.1. Jeu de paramètre de recalage utilisé.

Le nombre de calculs nécessaire pour atteindre le critère de convergence croît très vite avec la dimension du problème à optimiser, comme synthétisé ci-dessous.

<i>Cas de tests</i>	<i>Nombre moyen de calculs</i>
Jeux de 5 paramètres (population de 20 à 50 individus)	
Configurations faciles à optimiser	843
Configurations difficiles à optimiser	3208
Jeux de 21 paramètres (population de 40 à 100 individus)	33072

Tableau 1 : Influence du jeu de paramètres de recalage utilisé- exemple sur Modèle 1-

La difficulté d'optimisation dépend aussi du modèle et du jeu de paramètres utilisé. En fait elle est fortement liée à la magnitude de chaque paramètre, représentant l'impact maximal potentiel de chacun d'eux, à l'intérieur de son domaine de variation, sur la fonction objectif :

$$Magnitude(Param) = \max(|FO_{valminParam} - FO_{valinitParam}|, |FO_{valmaxParam} - FO_{valinitParam}|) \quad (2)$$

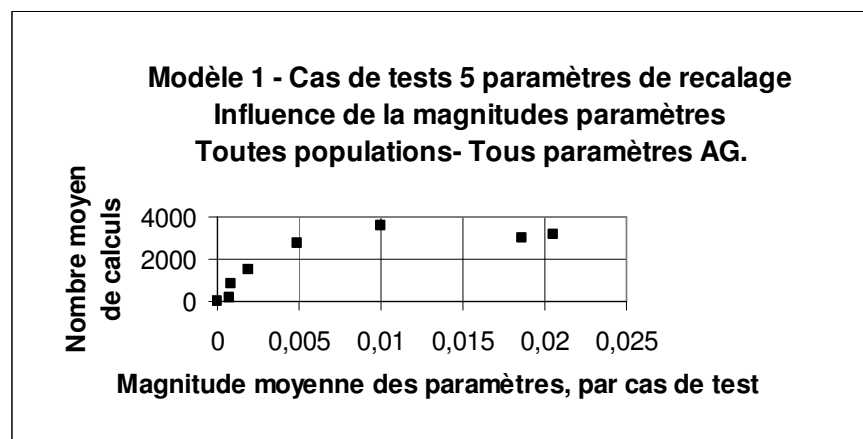


Figure 1 : influence de la magnitude des paramètres utilisés

3.1.2 Jeu de points de mesure utilisé.

Les résultats suivants, obtenus sur le modèle1, pour 2 jeux de points de mesure différents (22 et 35 points) montrent qu'un jeu de points de mesure plus complet est plus difficile à recalibrer. Le critère d'arrêt a été adapté à chaque cas pour obtenir une précision de recalibrage comparable :

- $C=0.1$ pour le jeu de points de mesure réduit.
- $C=35/22 \times 0.1$, pour le jeu de points de mesure étendu.

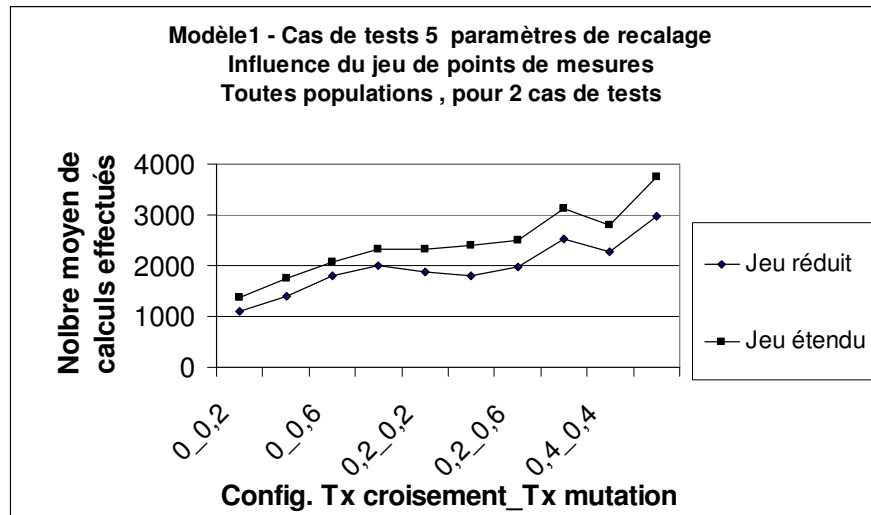


Figure 2 : Influence du jeu de points de mesure utilisé

3.2. Influence des paramètres de fonctionnement de l'AG sur l'optimisation

Les tests effectués indiquent qu'ils peuvent impacter significativement sur la vitesse de convergence. Il est intéressant de constater que certains invariants semblent se dégager des résultats :

Taille de la population : Il n'y a pas d'intérêt à utiliser des populations de grandes tailles, l'optimum semblant se situer entre 1 à 2 fois le nombre de paramètres de recalage utilisé (un nombre minimal doit être gardé pour conserver un comportement d'AG)

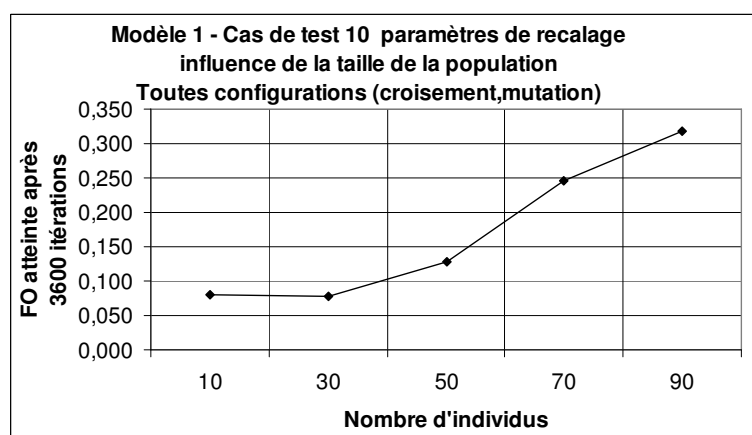


Figure 3 : Influence de la taille de la population.

Taux de croisement et de mutation des individus : Dans la plupart des cas, les meilleurs résultats sont obtenus en n'utilisant pas de croisement ($t_c=0$), et avec un taux de mutation réduit ($t_m=0.2$). L'introduction d'un peu de croisement ($t_m=0.2$) peut améliorer l'optimisation de modèles difficiles à recalibrer

Vitesse de convergence Après un bon démarrage, on observe une difficulté à converger avec précision sur la solution exacte; ce comportement est typique des AGs : Il faut donc éviter de spécifier un critère de recalage trop fin.

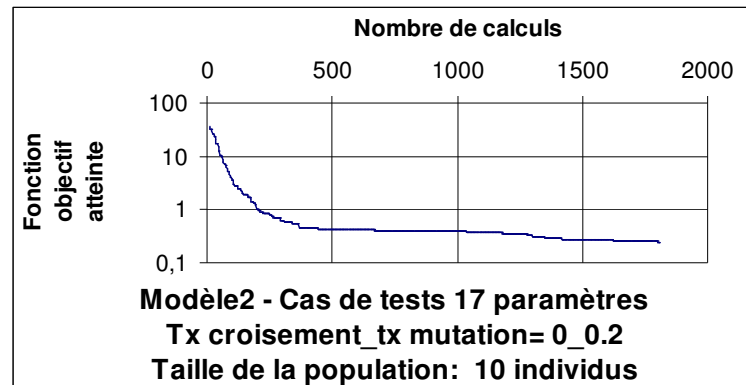


Figure 4 : Convergence de l'algorithme génétique.

4. Conclusion et perspectives

Le périmètre de l'étude menée est restreint puisque portant uniquement sur deux modèles de taille réduite ; aussi, les résultats obtenus demandent-ils à être confirmés par une analyse systématique, suivant la même démarche, d'un panel plus large de modèles thermiques variés. Néanmoins, ils montrent que le recalage d'un modèle peut-être fait à l'aide d'un AG.

Un avantage important de l'optimisation globale réalisée est l'assurance d'avoir exploré la totalité du domaine physique autorisé. Dans le cas d'un essai réel, si l'écart (prédiction-mesure) reste important à l'issue du recalage effectué, cela signifie que le problème thermique à optimiser devra être modifié, en terme de :

- Choix des paramètres de recalage, ou de plage de variation possible pour ceux-ci,
- Représentativité du modèle thermique (conditions d'interface, ou modélisation)

Un autre atout significatif identifié est l'aptitude à recalculer simultanément plusieurs conditions d'essai. Cette technique semble de plus facilement accessible à l'utilisateur thermicien, l'AG utilisé fonctionnant de façon satisfaisante, pour un réglage relativement standard de ses propres paramètres, sans nécessiter de compétences numériques particulières.

Le coût de calcul reste aujourd'hui un frein à la généralisation de l'utilisation de ces méthodes dans un cadre industriel : le nombre de calculs du modèle thermique nécessaires pour réaliser une optimisation fiable peut-être de plusieurs milliers, suivant la complexité du problème traité. Pouvoir traiter dans le futur des cas transitoires sur des modèles bien plus volumineux, exigera une puissance de calcul d'un autre ordre de grandeur. Ceci passe par l'adoption de moyens de calculs parallèle massifs.

Une autre voie prometteuse à explorer pour réduire le temps de calcul est une stratégie d'optimisation hybride: l'utilisation initiale d'une méthode globale de type AG ou autre permet d'obtenir rapidement des solutions approchées, prises ensuite comme point de départ pour l'exécution d'une méthode locale, capable alors de converger efficacement sur la solution ; les solutions approchées peuvent cependant être suffisantes dans certains cas.

Références

- [1] John.H.Holland. Outline for a Logical Theory of Adaptive Systems. J. ACM 9 -3, 1962
- [2] D.Goldberg. Genetic Algorithms. Addison Wesley, 1989. ISBN: 0-262-11170-5
- [3] F.Jouffroy. Verification of feasibility of post-test thermal model correlation by using Genetic algorithm: analysis of test plan results, Esa report, 2007, THCOR-ASF-013-TN