

## OPTIMISATION DES SYSTEMES VIS-A-VIS DE LA SDF

### UNE APPROCHE QUI SE GENERALISE DANS LE DOMAINE SPATIAL

**Roland LAULHERET**

Centre National d'Etudes Spatiales (CNES)  
18 avenue Edouard Belin  
31401 Toulouse Cedex 4  
Tél. 05 61 27 47 19 / 05 61 27 30 68  
Mél : Roland.Laulheret@cnes.fr

**André CABARBAYE**

CAB INNOVATION  
3, rue de la Coquille  
31500 Toulouse  
Tél. 05 61 54 68 08  
Mél : Andre.Cabarbaye@cabinnovation.fr  
Web : www.cabinnovation.fr

**RESUME :** *Cet article présente des techniques d'optimisation de systèmes contraints par des objectifs de Sûreté de Fonctionnement ainsi que différentes problématiques du domaine spatial traitées aujourd'hui de manière récurrente par des méthodes et outils opérationnels. Il souligne l'intérêt des méthodes d'optimisation paramétrique de type stochastique (Algorithmes Génétiques, Recuit simulé, méthode Tabout...) qui peuvent aisément se coupler à des méthodes d'évaluation de Sûreté de Fonctionnement (fiabilité, disponibilité, sécurité...). Parmi ces méthodes, la simulation de Monte-Carlo est très pénalisante en temps de calcul mais apparaît incontournable pour traiter certaines problématiques. Elle peut toutefois être employée de manière judicieuse afin de limiter significativement la durée globale des traitements (diminution dans un rapport 5 environ testée sur un cas test). Ce couplage entre optimisation et simulation stochastique permet également de générer des ordonnancements robustes aux aléas identifiés au cours des analyses de « risques projets ».*

**SUMMARY:** *This article presents techniques of optimisation of systems constrained by Reliability objectives like various problems of the space field treated today in a recurring way by operational methods and tools. It underlines the interest of the parametric optimisation methods of stochastic type (Genetic Algorithms, Tabout method...) which can be easily coupled with RAMS (Reliability, Availability, Maintability, Safety) evaluation methods. Among these last, the Monte-Carlo simulation is very penalising in computing times but appears impossible to circumvent to treat certain problems. It can however be employed in a judicious way in order to significantly limit the total duration of the treatments (reduction in a ratio 5 tested on a test case). This coupling between optimisation and stochastic simulation also makes it possible to generate robust scheduling with the risks identified within the framework of a project risk analysis.*

**MOTS-CLES :** *Modélisation, Optimisation, Disponibilité, Markov, Arbre de causes, Monte-Carlo, Algorithmes Génétiques, Simplexe, Ordonnement robuste*

#### 1. INTRODUCTION

Facilitées par une amélioration continue des performances d'ordinateur, des évaluations de Sûreté de Fonctionnement (fiabilité, disponibilité, sécurité...) sont couramment menées, dans tous les domaines d'ingénierie, pour dimensionner l'architecture et la mise en œuvre des systèmes. Ayant au départ pour objet la simple vérification de la conformité à des demandes réglementaires ou contractuelles, celles-ci sont de plus en plus souvent réalisées à des fins d'optimisation pour diminuer le coût global de possession des produits (acquisition, exploitation, maintenance, mise hors service...).

Les problématiques rencontrées sont variées, telles que la définition d'un système à moindre coût contraint par

un objectif de Sûreté de Fonctionnement ou celui offrant la meilleure disponibilité dans une enveloppe de coût donnée... et les enjeux parfois considérables.

Cette optimisation peut s'opérer par des analyses de sensibilité menées individuellement sur chacun des paramètres (architecture, stock de rechanges, durées de maintenance, opérations...). Mais celles-ci montrent vite leurs limites quand les variables sont nombreuses et les optima multiples.

C'est pourquoi depuis une dizaine d'années, le CNES mène une action de Recherche & Développement sur l'Optimisation des systèmes vis-à-vis de la Sûreté de Fonctionnement, dont le spectre est relativement large compte tenu de la diversité des problèmes rencontrés dans le domaine spatial.

Cette communication a pour objet de présenter une synthèse des résultats obtenus à ce jour, tant en ce qui concerne les problématiques traitées aujourd'hui de manière récurrente que les difficultés restant à surmonter. Elle est illustrée par diverses applications traitées par les outils de la société CAB INNOVATION [7][8].

## 2. DES PROBLEMATIQUES AUX METHODES

L'analyse du besoin a permis de dégager deux grandes familles de problématiques : la recherche optimale d'une configuration de paramètres et celle d'une séquence de décisions. La première recouvre la majorité des problèmes rencontrés en conception de systèmes spatiaux et notamment ceux relatifs à la définition des architectures. La seconde recouvre des problèmes d'opérabilité de systèmes complexes concernant leur installation, leur exploitation ou leur maintenance.

Des travaux [6] menés en collaboration avec des laboratoires et universités de la région toulousaine (INRA, ENSEEIHT, ONERA), portant sur un cas d'application relativement complexe relatif au déploiement et au renouvellement d'une constellation de 32 satellites, ont montré les limites des méthodes de recherche optimale de décisions, telles que la Programmation Dynamique améliorées par les techniques d'Apprentissage par Renforcement [3]. La résolution de ce cas test a toutefois été améliorée par le choix d'une politique décisionnelle paramétrique sans plus rechercher a priori de politique optimale en toute situation. En élaborant une politique de décisions paramétriques, les problématiques

de cette nature peuvent en effet entrer dans la première catégorie, même si cette politique, définie a priori à partir de l'expérience de l'analyste, n'est alors pas forcément optimale.

Parmi les méthodes d'optimisation paramétrique, les techniques de type stochastique (Algorithmes Génétiques, Recuit simulé, méthode Tabout...) aboutissent à des résultats souvent intéressants, même si leur optimalité ne peut être démontrée, et leur efficacité peut être améliorée en les utilisant conjointement avec des techniques de recherche locale tels que le simplexe non linéaire (algorithme de Nelder Mead). Elles sont relativement faciles à mettre en œuvre et peuvent directement se coupler à des méthodes d'évaluation comme l'illustre la figure 1. Cependant, elles se révèlent gourmandes en nombre d'évaluations à réaliser pour obtenir un résultat, ce qui conduit à privilégier des méthodes d'évaluation rapides à des techniques plus lentes, telles que la simulation de Monte-Carlo.

C'est pourquoi, la technique de modélisation hybride, décrite dans le paragraphe suivant, associant traitements markoviens et de type arbre de fautes, est préférentiellement employée au CNES pour évaluer la fiabilité et la disponibilité des architectures de systèmes spatiaux (satellites ou stations au sol) ; la durée de calcul étant très inférieure à celle d'une simulation de Monte-Carlo équivalente (dans un rapport 1000 environ pour 2 à 3 décimales de précision).

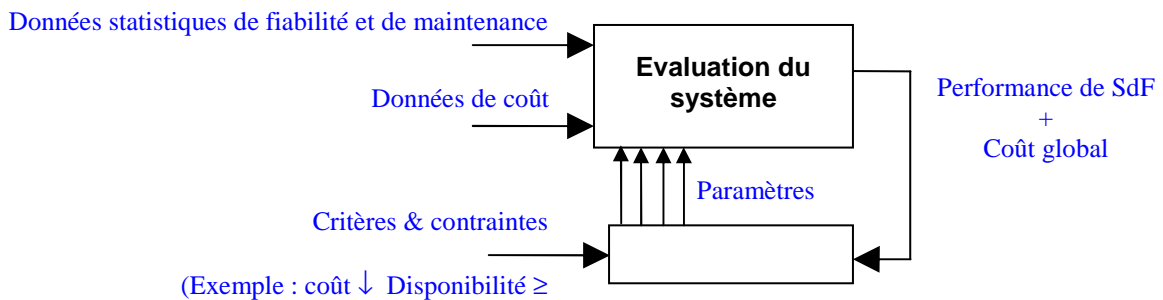


Figure 1. Couplage entre méthodes d'évaluation et d'optimisation paramétrique

## 3. UNE MODELISATION EFFICACE D'ARCHITECTURE DE SYSTEME

Dans un contexte industriel, les évaluations de Sûreté de Fonctionnement sont fortement contraintes en termes de durée d'analyse (notamment dans le cadre de réponse à appel d'offres...) et de justesse des résultats attendus (l'entreprise étant de plus en plus liée par des mécanismes contractuels d'intéressement et de pénalité).

Aussi, la méthode d'évaluation choisie doit-elle permettre de décrire précisément le fonctionnement de systèmes souvent complexes, tout en étant accessible à

des concepteurs non-spécialisés pour assurer la validation des modèles considérés. En dépit des phénomènes de mode, il n'existe pas, cependant, de méthode applicable à toutes les situations, car chacune présente des avantages et des inconvénients :

- . La modélisation par Bloc Diagramme Fiabilité est particulièrement simple à l'image des fonctionnements qu'elle permet de décrire (boîtes en série ou parallèle).

- . La modélisation par arbre d'événements est également simple et conduit à des traitements analytiques rapides, mais elle présente un caractère statique incompatible

avec la prise en compte d'une certaine complexité (notamment les dépendances stochastiques entre éléments).

. Le graphe de Markov est une technique de modélisation dynamique qui est relativement complexe et ne peut être réellement mise en œuvre que par des spécialistes. Les traitements markoviens présentent des avantages par rapport aux techniques de simulation de Monte-Carlo, en termes de temps de calcul et de précision des résultats, mais sont limités par l'explosion combinatoire.

. Le réseau de PETRI stochastique est également complexe et est traité par simulation de Monte-Carlo.

Un compromis entre ces différentes techniques a été recherché pour traiter efficacement des systèmes non réparables (un satellite complet par exemple) ou réparables (un centre de contrôle ou d'exploitation de satellites). Celui-ci a conduit à la méthode suivante :

. Des blocs plus ou moins complexes sont modélisés par graphe de Markov afin de considérer leurs aspects dynamiques (redondance M parmi N active/passive, chaude/froide, avec temps de reconfiguration, temps de réparation, durée de retour en usine, stock de rechange, panne à la sollicitation, nombre de réparateurs, etc.).

A partir d'une expression textuelle telle que " $=\text{Redondance}(M, N, \lambda_{\text{ON}}, \lambda_{\text{OFF}}, \gamma, \text{MDT}, \text{TAT}, \text{T} \dots)$ ", un générateur automatique de modèles markoviens a été développé afin de rendre cette modélisation accessible aux néophytes [9].

. Ces blocs sont utilisés à un niveau supérieur comme composants élémentaires d'architecture définie par une expression logique (de type  $A+B*(\sim A*(C+D*F))$ , avec  $+ = \text{OU}$ ,  $* = \text{ET}$ ,  $\sim = \text{NON}$ ), de manière similaire à celle d'un arbre de fautes. Les dépendances stochastiques éventuelles entre les différents blocs ne peuvent pas être considérées dans un arbre mais se révèlent relativement rares sur le terrain.

. A partir de cette description textuelle, une représentation du système complet est générée automatiquement sous forme de Bloc Diagramme Fiabilité (dont la symbologie a été enrichie), afin d'en faciliter la validation (figure 2).

Les traitements mis en œuvre étant rapides, l'évaluation peut être aisément couplée à des techniques d'optimisation, pour automatiser la recherche d'une configuration optimale d'architecture.

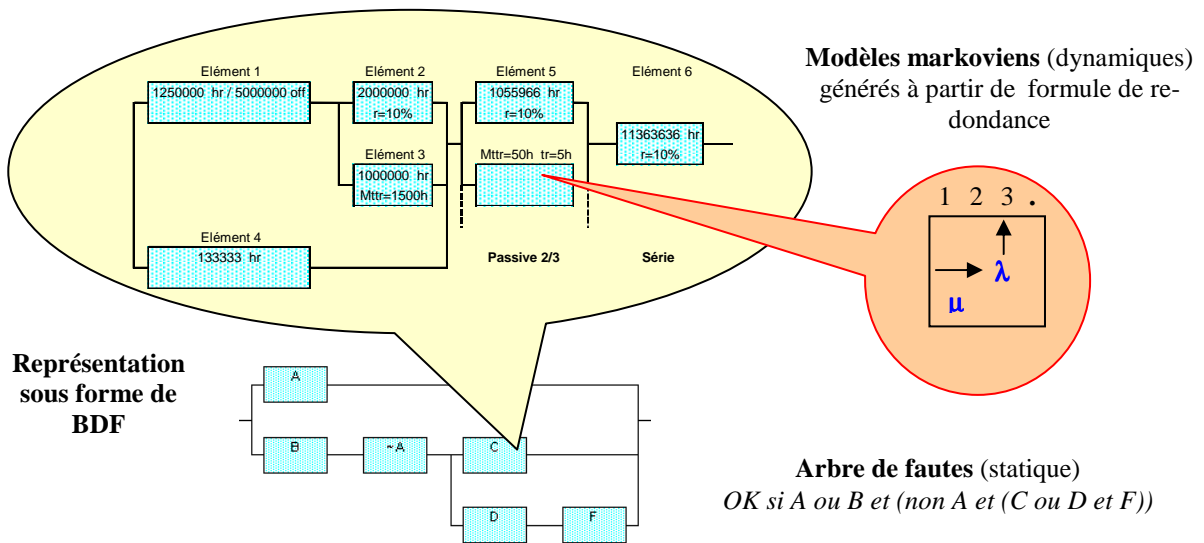


Figure 2. Couplage entre modélisations markoviennes et de type arbre de fautes représenté sous forme de BDF

#### 4. COUPLAGE ENTRE EVALUATION ET OPTIMISATION

Les figures 3 et 4 présentent des exemples (dont les données sont fictives pour des raisons de confidentialité) d'un tel couplage réalisé avec un outil d'optimisation basé sur une méthode hybride associant Algorithmes Génétiques [1][2] et Simplexe non linéaire (algorithme de Nelder Mead).

Le premier concerne une station de réception pour laquelle une configuration optimale du stock de rechange (16 paramètres discrets) est recherchée selon un critère de coût en satisfaisant une contrainte de disponibilité (objectif de 0,96).

Le second concerne une architecture intégrant des blocs de nature différente (mécanique et électronique) pour laquelle l'optimisation porte sur des paramètres continus (MTBF, MDT, TAT) et discrets (N et S).

De par les méthodes d'optimisation employées, ce type de traitement est limité à une cinquantaine de paramètres différents et sa durée, en ce qui concerne les

exemples présentés, est d'une minute environ avec un Pentium 4.

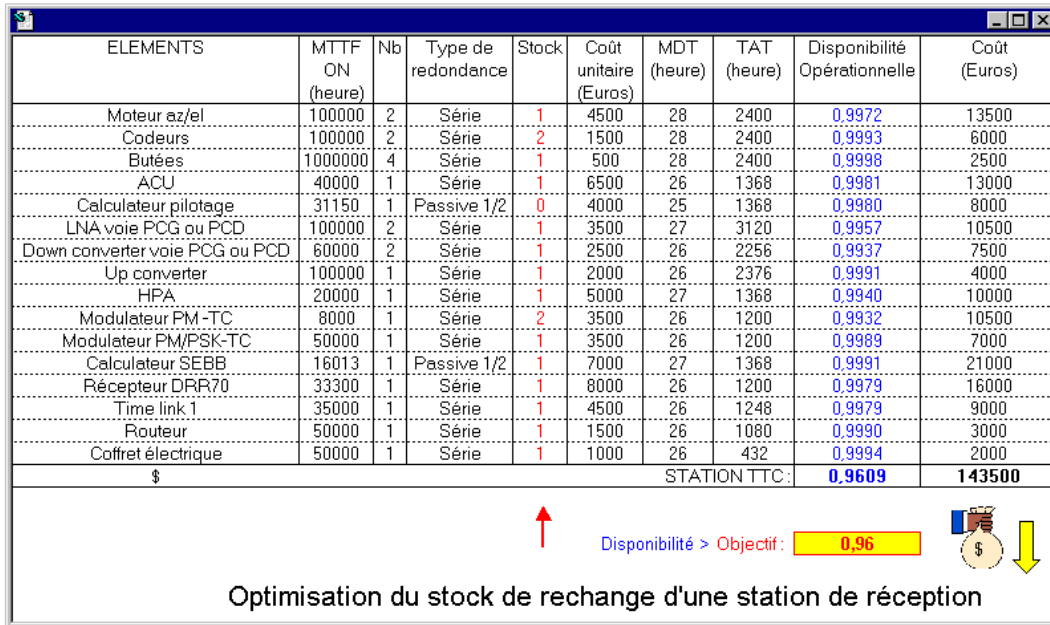


Figure 3. Exemple de couplage entre évaluation et optimisation (paramètres discrets)

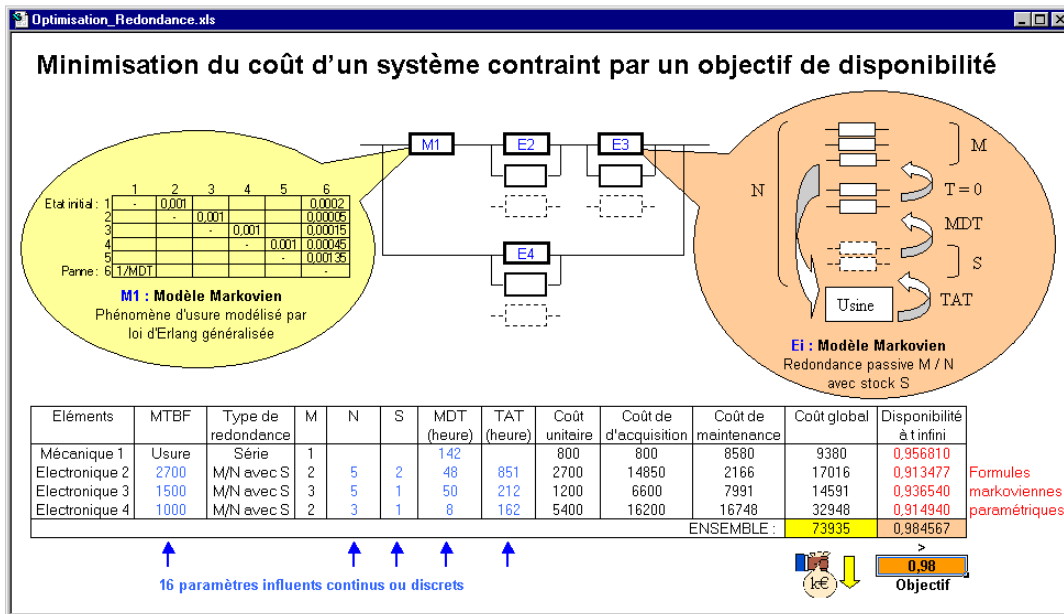


Figure 4. Exemple de couplage entre évaluation et optimisation (paramètres discrets et continus)

### COUPLAGE ENTRE SIMULATION ET OPTIMISATION

La simulation de Monte-Carlo reste cependant nécessaire pour traiter certaines problématiques mais présente des limitations, parfois réhébitoraires, concernant la durée de calcul et la précision atteinte. Définissant les bornes de l'intervalle de confiance en fonction du nombre de simulations effectuées, le théorème Central

Limite se révèle en effet incontournable, et les techniques de réduction de variance, utilisées notamment en fiabilité mécanique, sont généralement d'un faible apport car elles supposent la connaissance a priori d'un domaine d'intérêt privilégié.

Le couplage entre optimisation et simulation stochastique, qui consiste à rechercher une configuration optimale de paramètres d'un système à partir des résultats

d'une fonction d'évaluation traitée par simulation de Monte-Carlo, s'avère donc, a fortiori, très pénalisant en terme de durée de traitement. En première approximation, le nombre de cas de simulation à réaliser est égal au nombre d'évaluations nécessaires à l'optimisation multiplié par le nombre N de cas de simulation requise par la précision recherchée. Toutefois cette durée peut être sensiblement diminuée par le choix d'une stratégie pertinente consistant à faire varier judicieusement, au cours du traitement, le nombre de simulations  $N_i$  de chaque évaluation en exploitant la moyenne et la variance des résultats obtenus à partir d'un nombre limité  $N_0$  de simulations [10].

Le principe de base de cette technique consiste à accorder à chaque solution candidate une même probabilité de rejet inopportun, ce qui se traduit par une condition entre les valeurs respectives  $N_i$  et  $N_j$  du nombre de simulations à réaliser pour évaluer deux candidats  $i$  et  $j$  :

$$N_i/N_j = [(M-m_j)*\sigma_j / (M-m_i)*\sigma_i]^2$$

Cette condition résulte directement de l'application du théorème central limite comme l'illustre la figure 3 :

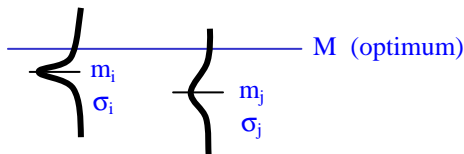


Figure 5. Comparaison de deux solutions après  $N_0$  simulations

Trouvée dans la littérature scientifique [4], une technique récente de couplage dite optimale, l'algorithme OCBA (Optimal Computing Budget Allocation), applique ce même principe pour rechercher une valeur optimale parmi un nombre fini  $p$  de candidats. A chaque itération  $k$ , celui-ci autorise  $n$  nouvelles simulations distribuées selon les ratios indiqués en figure 6 avec  $\hat{i}$  la meilleure solution courante trouvée durant l'itération  $k-1$ .

$$\frac{N_i}{N_{\hat{i}}} = \sigma_{\hat{i}} \sqrt{\sum_{j=1, j \neq \hat{i}}^p \frac{1}{\sigma_j^2} \rho_{ij}^2}, \quad i \neq \hat{i},$$

$$\rho_{ij} = \left( \frac{\sigma_j / \Delta_j}{\sigma_i / \Delta_i} \right)^2, \quad i, j \in 1, 2, \dots, p, i, j \neq \hat{i},$$

$$\Delta_i = J_i - J_{\hat{i}}.$$

Figure 6. Algorithme OCBA

Dans le cas d'un nombre infini de candidats, ce principe peut être également appliqué sous réserve de certain-

nes adaptations. Celles-ci ont été implantées sur un outil basé sur une méthode hybride associant Algorithmes Génétiques et Simplexe non linéaire (algorithme de Nelder Mead).

Le nombre limité de simulations  $N_0$  et celui nécessaire à la précision requise  $N$  étant définis a priori par l'utilisateur, la population initiale de chromosomes (solutions potentielles) est d'abord évaluée à  $N_0$ , puis la meilleure solution parmi celle-ci (en valeur moyenne) est réévaluée à  $N$  (par ajout de  $N-N_0$  simulations). Au cours des différentes boucles de traitement des Algorithmes Génétiques, chaque candidat  $i$  résultant d'une mutation, d'un croisement ou d'une recherche locale (simplexe) est évalué à  $N_0$  puis réévalué à la valeur  $N_i$  obtenue par application de l'algorithme OCBA limitée à la valeur  $N$  (réévaluation si  $N_i > N_0$ ). La sommation utilisée par l'algorithme OCBA dans le calcul des ratios est mise à jour à chaque évaluation (afin de ne pas devoir réévaluer ultérieurement les anciens candidats) et est réinitialisée à l'émergence de toute meilleure solution qui devient alors la solution optimale courante.

Par ailleurs, il apparaît judicieux de ne pas requérir la précision maximale dès les premiers calculs mais de faire croître la précision demandée tout au long du traitement parallèlement à l'amélioration progressive de la population de solutions. Aussi, un profil linéaire d'évolution du nombre de simulations allant de  $N_0$  à  $N$  de la première à la dernière boucle a également été implanté dans l'outil.

Afin de tester l'apport d'un tel couplage, un cas d'application réel a été considéré comme cas test. Illustré par la figure 7, celui-ci concerne la définition d'un nouveau système de satellites d'observation de la terre basé sur un ensemble de mini ou micro satellites (acquisition d'images de type SPOT). L'évaluation porte sur la performance globale obtenue par cette constellation tout au long d'une mission opérationnelle (de 15 ans), en terme de nombre moyen journalier de prises de vues ou de taux de réalisation du carnet de commande, et sur les coûts associés ramenés à la date du début de développement du premier satellite (avec un taux d'intérêt d'environ 5 %). En jouant sur un certain nombre de paramètres influents, tels que le nombre de satellites utilisés simultanément, leur performance propre, leur durée de vie, leur fiabilité, leur durée de fabrication, la stratégie de lancement (simple ou multiple) et de renouvellement (conditions décisionnelles, anticipation, rechange au sol ou en orbite) ayant chacun un impact sur les coûts, l'optimisation consiste à rechercher la configuration optimale de la constellation et de son exploitation selon un critère tel que le coût minimum, en respectant un objectif de performance donné, ou la performance maximale dans une enveloppe de coût.

L'évaluation de ce cas d'application dure 1 minute environ pour 5000 cas de simulation avec un Pentium 4 (figure 8). L'application comportant une dizaine de paramètres influents, de nature discrète ou continue, la

recherche d'une configuration optimale devait nécessiter plus de 5000 évaluations (nombre nécessaire pour résoudre des problématiques de complexité similaire évaluées par traitements markoviens). Sans amélioration

du couplage, la durée globale du traitement devait donc avoisiner une centaine d'heures environ, durée peu compatible avec une activité industrielle, d'autant que l'application choisie est de complexité moyenne.

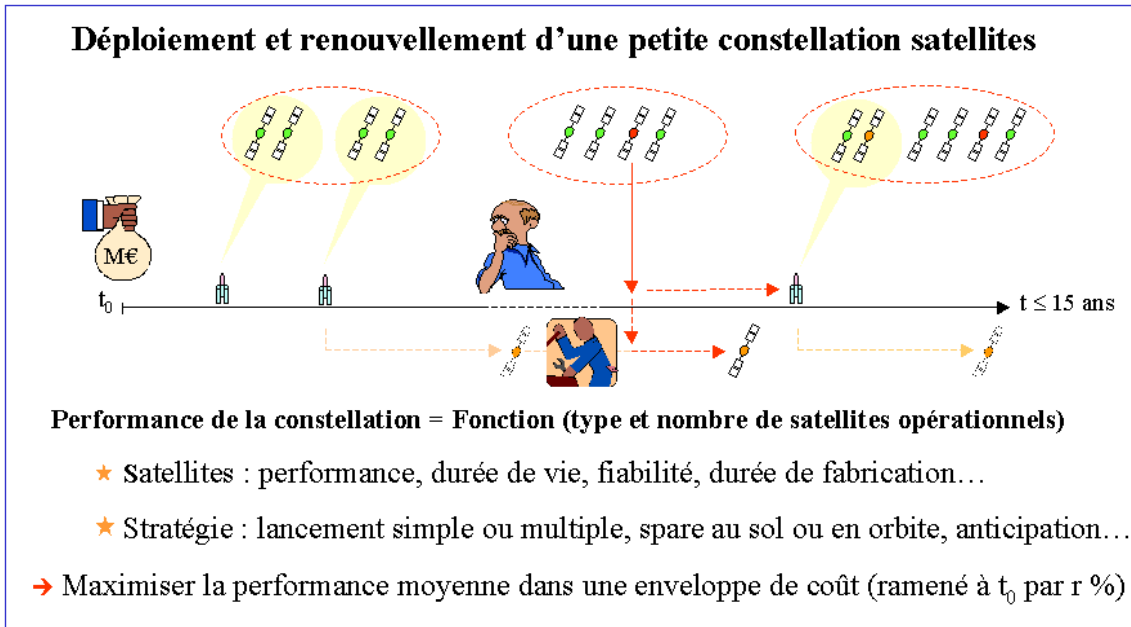


Figure 7. Exemple de problématique traité par simulation de Monte-Carlo

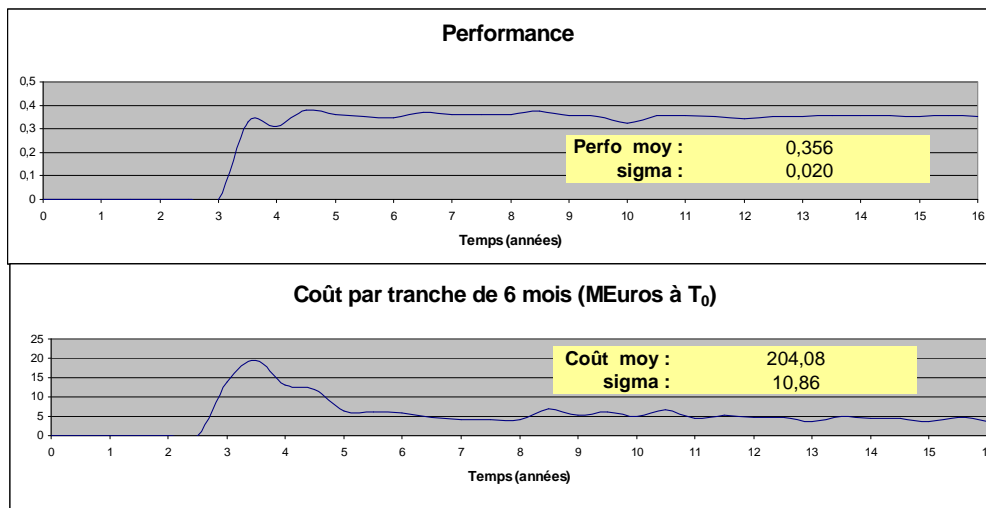


Figure 8. Résultats de l'évaluation d'une configuration

La résolution effective de ce cas d'application a, en effet, été obtenue après 125 heures de calcul. L'amélioration apportée au couplage a permis de diminuer cette durée dans un rapport 5,3 environ (soit une moyenne de 950 simulations par évaluation au lieu de 5000) ; la convergence étant observée avec des solutions très voisines de celles précédemment obtenues. L'apport de ce couplage dépend évidemment de la problématique (une fonction d'évaluation présentant de

nombreux pics sera traitée beaucoup plus efficacement qu'une fonction aux sommets très arrondis) et pourrait probablement être encore augmenté par le choix d'un profil mieux adapté d'amélioration de la précision. Aussi sera-t-il à nouveau testé prochainement sur une application réelle fort différente, décrite ci-après, relative à la génération d'ordonnancement robuste, concernant également la maîtrise des risques sur un projet.

### ORDONNANCEMENT ROBUSTE

Associés au projet et non pas au produit, les « risques projets » se différencient des risques techniques relatifs à la fiabilité, la disponibilité ou la sécurité, mais leurs conséquences n'en sont pas moins néfastes pour l'entreprise. Aussi de nombreuses méthodes d'identification, d'évaluation et de traitement, similaires à celles utilisées en Sûreté de Fonctionnement, sont aujourd'hui proposées pour limiter les dérives et surcoûts pouvant être engendrés par chacune des tâches d'un projet. La synthèse des analyses se présente généralement sous la forme de listes de risques hiérarchisés auxquels sont associées des recommandations. Mais l'aide apportée au décideur reste limitée si celui-ci n'a pas une vision claire de la globalité des conséquences des événements redoutés et des décisions à prendre pour y faire face. Or, l'impact d'une dérive calendaire ponctuelle, même située sur le chemin critique, peut éventuellement disparaître par un réajustement des tâches ou par l'occurrence d'un second aléa. Sur un projet d'une certaine durée (4 à 5 ans au minimum dans le domaine spatial), celui d'un surcoût dépend significativement de l'instant où il survient par le simple jeu des taux d'intérêt. En outre, la décision porte le plus souvent sur de nouvelles actions qui ont elles-mêmes un coût et une durée, et sont soumises à aléas.

Aussi la génération d'ordonnancement robuste, dans un environnement généralement beaucoup moins déterministe que celui considéré par les hypothèses des modèles classiques de résolution, est devenu une problématique prégnante dans la communauté des chercheurs en organisation et conduite d'activité industrielle. Ainsi, certains travaux proposent de pallier l'aléa par la recherche a priori de familles de solutions permettant de

réagir aux événements imprévus apparaissant durant l'exécution du projet sans nécessiter la remise en cause des calculs déjà effectués [5].

Bien que la régénération « en ligne » d'un ordonnancement ne soulève aucune difficulté de réalisation à nos yeux mais est souvent contrainte par des aspects contractuels entre partenaires multiples, il nous apparaît pertinent de rechercher un ordonnancement de tâches intrinsèquement robuste à l'ensemble des aléas identifiés au cours des analyses de risques projets. L'ordonnancement résulte alors d'une optimisation portant sur des résultats de simulation pour tenir compte de l'aléa et est naturellement plus margé que celui obtenu à partir d'hypothèses déterministes.

Illustré par la figure 9, un outil d'optimisation d'ordonnancement [11] sera prochainement utilisé dans le cadre d'un projet pour générer de tels ordonnancements robustes, en réutilisant la technique de couplage entre optimisation et simulation stochastique décrite précédemment.

Les aléas identifiés au cours des analyses de risques, relatifs à des durées ou coûts de tâches élémentaires, étant caractérisés par diverses lois de probabilité, l'optimisation de l'ordonnancement peut être menée selon différents critères tels que la maximisation du revenu à échéance (ensemble des gains et coûts associés à l'ordonnancement ramené à T0 par un taux d'intérêt) tout en respectant des contraintes de précedence entre tâches, de ressources partagées de capacité limitée (un moyen d'essais par exemple pouvant traiter simultanément N sous-systèmes) ou de dates de fin de tâche au plus tard (la disponibilité d'un micro-satellite à une date de tir par exemple).

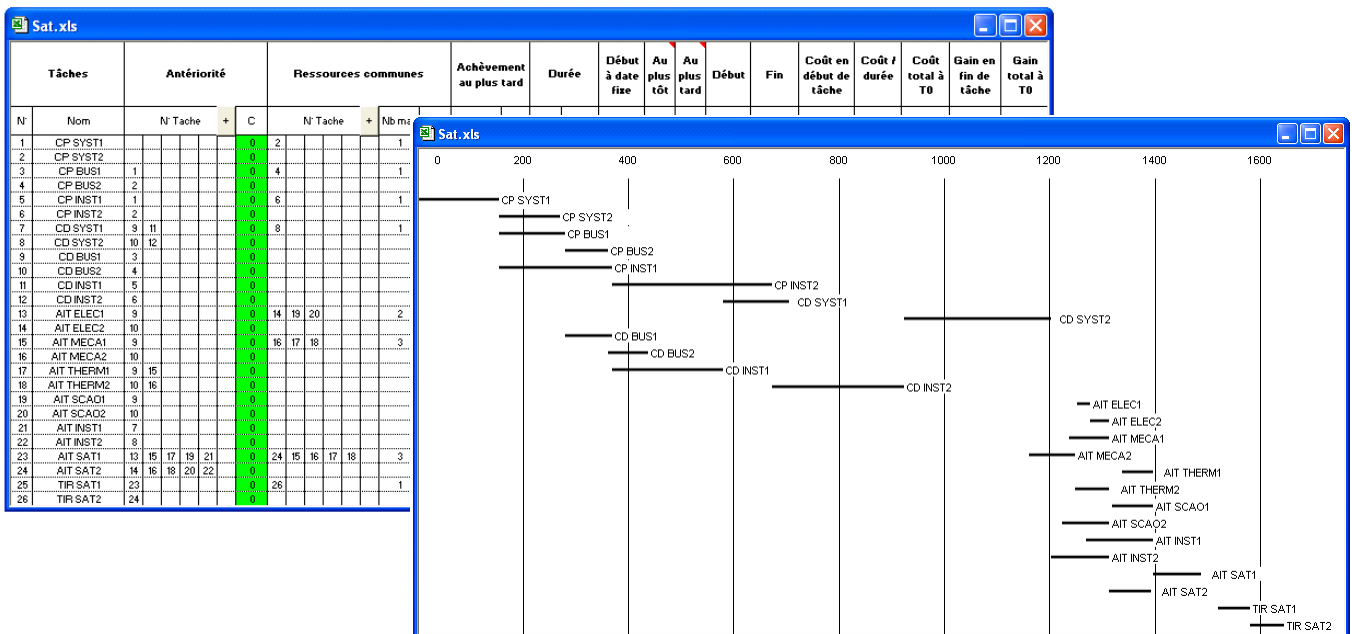


Figure 9. Développement simultané de deux satellites

## CONCLUSION

L'optimisation des systèmes vis-à-vis de la Sûreté de Fonctionnement est aujourd'hui devenue une réalité dans le domaine spatial où le concept traditionnel d'allocation/vérification laisse progressivement la place à celui de conception de systèmes à moindre coût contraints par des objectifs de Sûreté de Fonctionnement.

Le couplage entre techniques d'évaluation et d'optimisation permet d'automatiser la recherche de configurations optimales d'architecture de système en termes de redondances, lots de rechanges et politiques de maintenance. Mais cette optimisation nécessite de très nombreux traitements, ce qui conduit à privilégier les techniques d'évaluation performantes en temps de calcul (traitements analytiques et markoviens).

## REFERENCES :

- [1] David E. Goldberg, *Algorithmes Génétiques, Exploration optimisation et apprentissage automatique*, Addison-Wesley, 1994.
- [2] J-M. Renders, *Algorithmes génétiques et réseaux de neurone*, Hermes, 1995
- [3] R. S. Sutton , A. G. Barto, *Reinforcement Learning : An Introduction*, MIT Press, Cambridge, MA, 1998.
- [4] C. H. Chen, J. Lin, E. Yucesan, and S. E. Chick. Simulation budget allocation for further enhancing the efficiency of ordinal optimization. *Journal of Discrete Event Dynamic Systems : Theory and Application*, 10(3) :251-270; 2000
- [5] Briand C., Hoang Trung La, Erschler J. , Une approche pour l'ordonnancement robuste de tâches sur une machine, 4e Conférence Francophone de Modélisation et Simulation (MOSIM'03) 23 au 25 avril 2003 - Toulouse (France)
- [6] F. Garcia, L. Tomasini, J. Séroi, A. Cabarbaye - Optimisation de la maintenance d'une constellation de satellites - 12e Colloque National de Sûreté de Fonctionnement (Lambdamu 12), Montpellier 28 - 30 mars 2000.

La simulation de Monte-Carlo reste cependant incontournable pour traiter certaines problématiques. Aussi, la technique de couplage entre optimisation et simulation stochastique présentée dans cette communication apparaît prometteuse (diminution de la durée globale des traitements dans un rapport 5 environ selon les problèmes à traiter) et devrait pouvoir être encore améliorée.

Parallèlement à l'augmentation continue des performances d'ordinateurs, ce couplage devrait faciliter la résolution des problématiques d'optimisation qui ne peuvent pas être traitées autrement que par simulation. Celles-ci concernent la Sûreté de Fonctionnement mais également d'autres domaines d'ingénierie tels que la gestion de projet ou celui du pilotage d'un atelier de production en permettant, par exemple, de générer des ordonnancements robustes aux aléas identifiés au cours des analyses de « risques projets ».

- [7] A. Cabarbaye – *Outil générique d'optimisation par Algorithmes Génétiques et Simplexe* - 8 èmes Journées Nationales du groupe Mode (Mathématique de l'Optimisation et de la Décision) de la SMAI, Toulouse 23 - 25 mars 2000.
- [8] A. Cabarbaye - *SIMCAB : Un outil générique de Simulation sous Microsoft Excel®* - 3e Conférence Francophone de Modélisation et Simulation (MOSIM'01), Troyes 25 au 27 avril 2001.
- [9] R. Lautheret, B. Lacosta, A. Cabarbaye - Modèles génériques de redondance M parmi N avec stock de rechanges S - MOSIM 03, TOULOUSE, 23-25 Avril 2003
- [10] B. Beghin, P. Baqué, A. Cabarbaye - Couplage efficace entre Optimisation et Simulation stochastique - Application à la maintenance optimale d'une constellation de satellites - Lambdamu 14, BOURGES, 12 - 14 octobre 2004.
- [11] C. Houlbert, Cabarbaye - Management des risques projets - Un outil d'aide à la décision et à la construction d'ordonnancement robuste - Lambdamu 14, BOURGES, 12 - 14 octobre 2004.