DE L'EVALUATION A L'OPTIMISATION EN SURETE DE FONCTIONNEMMENT

CABARBAYE André 1 - LAULHERET Roland 2

Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) (1) & (2)
18, avenue Edouaed Belin - 31401 Toulouse
Tél. : 05 61 28 27 41 – Fax : 05 61 28 22 31 – Mail : andre.cabarbaye@cnes.fr (1)
Tél. : 05 61 27 47 19 – Fax : 05 61 28 22 31 – Mail : roland.laulheret@cnes.fr (2)

CAB INNOVATION (1)
3, rue de la Coquille - 31500 Toulouse
Tél. : 05 61 54 68 08 – Fax : 05 61 54 33 32 – Mail : andre.cabarbaye@ cabinnovation.fr (1)
Web : www.cabinnovation.fr

Résumé :

Cet article porte sur l'optimisation des systèmes contraints par des objectifs de Sûreté de Fonctionnement (fiabilité, disponibilité, sécurité…). Il souligne l'intérêt des méthodes d'optimisation paramétrique, telles que les Algorithmes Génétiques, qui peuvent aisément se coupler à des méthodes d'évaluation si la durée globale des traitements n'est pas rédhibitoire. Il propose une méthode d'évaluation particulièrement efficace dans ce contexte d'optimisation, ainsi qu'une technique de couplage à la simulation de Monte-Carlo qui permet de diminuer la durée des traitements dans un rapport 5 environ (testée sur un cas test).

Abstract :

This article relates to the optimisation of systems constrained by RAMS objectives (Reliability, Availability, Maintenability, and Safety). It underlines the interest of the parametric optimisation methods, such as the Genetic Algorithms, which can be easily coupled with evaluation methods if the total duration of the treatments is not too long. It proposes an effective evaluation method in this context of optimisation, as well as a technique of coupling to the Monte-Carlo simulation which allows decreasing the duration of the treatments approximately in a ratio 5 (tested on a test case).

Mots clés : Modélisation, Optimisation, Fiabilité, Disponibilité, Markov, Arbre de causes, Monte-Carlo, Algorithmes Génétiques, Simplexe.

Keywords : Modelling, Optimisation, Reliability, Availability, Markov, Fault-trees, Monte-Carlo, Genetic Algorithms, Simplex.

1 – Introduction

Les performances des ordinateurs aujourd'hui disponibles autorisent le passage de l'évaluation de la Sûreté de Fonctionnement des systèmes (fiabilité, disponibilité, sécurité…) à l'optimisation de ces derniers selon un critère de recherche d'un meilleur compromis entre les coûts et les performances des produits (système à moindre coût contraint par un objectif de Sûreté de Fonctionnement ou offrant la meilleure disponibilité dans une enveloppe de coût par exemple). Portant sur de multiples paramètres (architecture, redondances, stock de rechanges, durées de maintenance, opérations...), une telle optimisation (ou allocation) recouvre des enjeux parfois considérables mais présente quelques difficultés que les rares travaux de recherche sur le sujet [Yalaoui 04], souvent limités à des cas d'école assez éloignés des applications réelles, ne traitent qu'imparfaitement.
Cette communication a donc pour objet de présenter les problématiques et les obstacles rencontrés, ainsi que des méthodes de résolution utilisées opérationnellement pour traiter des problèmes réels rencontrés notamment dans le domaine spatial. Elle est illustrée par des cas d'applications traités par des outils de la société CAB INNOVATION.

2 – Des problématiques aux méthodes

L'optimisation des systèmes vis-à-vis de la SdF se ramène principalement à deux familles de problématiques : la recherche optimale d'une configuration de paramètres ou celle d'une séquence de décisions. La définition des architectures de système fait généralement partie de la première alors que la seconde recouvre surtout des aspects opérationnels, tels que leur installation, leur exploitation ou leur maintenance.
Des travaux [Garcia 00] ont montré les limites des méthodes propres à la recherche optimale de décisions, telles que la Programmation Dynamique [Sutton 98], sur des cas réels d'application d'une certaine complexité. Mais la résolution des problématiques de cette famille peut toutefois se traiter par élaboration d'une politique de décisions paramétriques même si celle-ci, 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 métaheuristiques (Algorithmes Génétiques, Recuit simulé, méthode Tabout…) ne garantissent pas l'obtention de l'optimum mais elles sont relativement faciles à mettre en œuvre et peuvent directement se coupler à des méthodes d'évaluation comme l'illustre la figure 1.

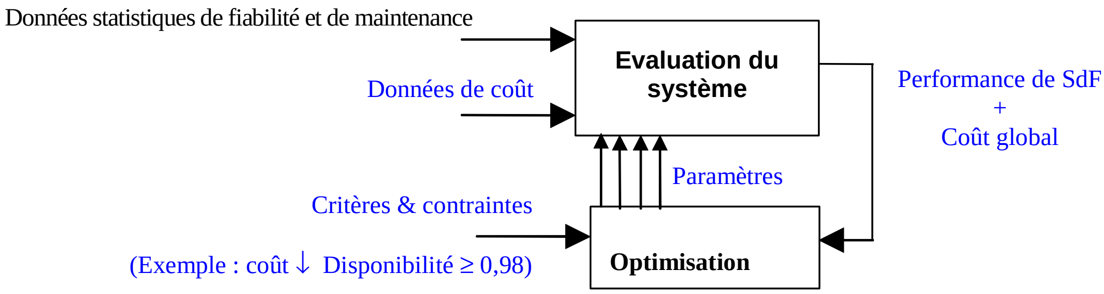

Figure 1. Couplage entre méthodes d'évaluation et d'optimisation paramétrique

Ces méthodes d'optimisation se révèlent cependant très gourmandes en nombre d'évaluations à réaliser avant de converger, ce qui conduit à s'intéresser tout particulièrement à la rapidité de traitement des méthodes d'évaluation choisies.
Outre ce critère de vitesse d'exécution, les méthodes d'évaluation doivent permettre de décrire de manière suffisamment précise le fonctionnement de systèmes souvent complexes, tout en étant accessibles à des concepteurs non-spécialisés pour assurer la validation des modèles considérés. Elles sont également utilisées dans un contexte industriel particulièrement contraint en ce qui concerne la durée allouée à la réalisation des analyses, notamment dans le cadre de réponse à appel d'offres.
En dépit de certains phénomènes de mode ou écoles de pensée, il n'existe pas de méthode d'évaluation 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 relativement complexe qui ne peut être réellement mise en œuvre que par des spécialistes. Les traitements markoviens sont également rapides et précis mais sont limités par l'explosion combinatoire.
- Le réseau de PETRI stochastique a un grand pouvoir de représentation mais est également complexe et son traitement, par simulation de Monte-Carlo, s'avère particulièrement lent.

Pour répondre à un grand nombre de besoins dans ce contexte d'optimisation de systèmes, une technique de modélisation hybride, associant traitements markoviens et de type arbre de fautes, a été développée à l'intention de concepteurs non spécialisés, afin d'associer la vitesse de traitement et la prise en compte d'une certaine complexité ; la durée d'une évaluation étant inférieure à celle d'une simulation de Monte-Carlo équivalente dans un rapport 1000 environ pour 2 à 3 décimales de précision.

3 – Une modélisation efficace d'architecture de système

Un compromis entre les différentes techniques de modélisation et d'évaluation a été recherché pour traiter efficacement des systèmes relativement complexes tels qu'un satellite par exemple ou un centre de contrôle ou d'exploitation au sol. Celui-ci a conduit à la méthode (supportée par l'outil SUPERCAB) illustrée en figure 2.

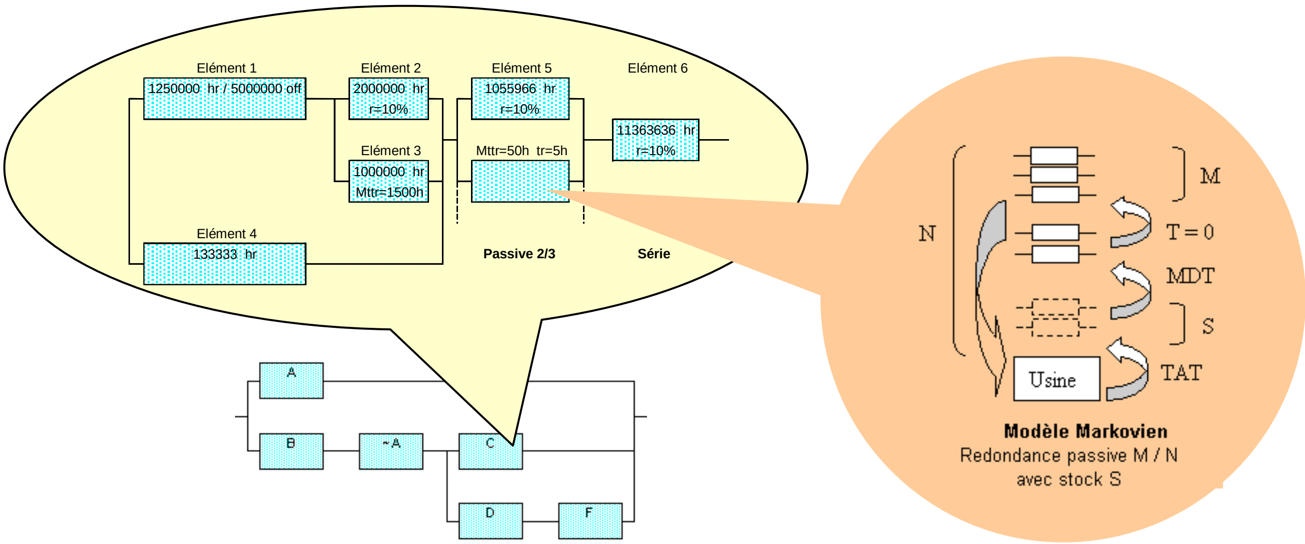

Figure 2. Modélisation hybride représentée sous forme de BDF

- 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.). Opérant à partir d'une expression textuelle telle que "=Redondance(M, N, λ_{ON}, λ_{OFF} , γ, MDT, TAT, T…)", un générateur automatique de modèles markoviens rend cette modélisation accessible aux néophytes [Laulheret 03].
- Ces blocs sont utilisés à un niveau supérieur comme composants élémentaires d'architecture définie par une expression logique (de type A+B*(~A*(C+D*F)), avec + = OU, * = ET, ~ = NON), de manière similaire à celle d'un arbre de fautes. Ce type de modélisation ne permet pas de considérer d'éventuelles dépendances stochastiques entre les différents blocs mais, outre le fait que celles-ci sont relativement rares, la prise en compte d'hypothèses majorantes peut éventuellement pallier cette imprécision des modèles.
- 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 .

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

4 – Couplage entre optimisation et évaluation

La figure 3 présente un exemple (dont les données sont fictives pour des raisons de confidentialité) d'un tel couplage réalisé avec un outil d'optimisation (GENCAB) basé sur une méthode hybride associant Algorithmes Génétiques [David 94][Renders 95] et Simplexe non linéaire (algorithme de Nelder Mead).
Cet exemple concerne une station de réception de satellite constituée d'une station TTC et d'un centre utilisateur globalement redondé par un centre de secours. Une configuration optimale de 16 paramètres (en gros caractères sur la figure), de type discrets (dimensionnement des redondances M parmi N et des stocks de rechanges) ou continus (durées de reconfiguration ou de réparation sur site = MDT) et ayant chacun une incidence économique sur le système ou son exploitation, est recherchée selon le critère de minimisation du coût tout en satisfaisant une contrainte de disponibilité (objectif de 0,975).

DEMOx.XLS

ELEMENTS	MTTF ON (heure)	Nb	Type de redondance	Stock de rechanges	Coût unitaire (Euros)	MDT (heure)	TAT (heure)	Disponibilité Opérationnelle	Coût (K. Euros)
Moteur az/el	100000	2	Série	1	4500	28	2400	0,9972	13500
Codeurs	100000	2	Série	2	1500	28	2400	0,9993	6000
Emetteur / récepteur	3000		Passive 1/ 2	0	15000	28	1000	0,9120	30000
Calculateur pilotage	3000		Passive 1/ 3	1	4000	25	800	0,9861	16000
A - STATION TTC								**0,8962**	**65500**
Serveur archive	33000	1	série	1	4500	37	500	0,9986	9000
Serveur de production	33000		Passive 2/ 3	4	1500	37	500	0,9989	10500
PC supervision	10000		Active 1/ 4	2	500	37	300	0,9963	3000
Disque miroir	50000	2	série	0	4000	37	600	0,9985	16000
B - CENTRE UTILISATEUR								**0,9923**	**39455**
Antenne	33000	1	série		4500		1000	0,9706	4500
Emetteur / récepteur	3000	1	série	2	5000	39	2400	0,7995	15000
PC supervision	127000	1	série	4	500	39	100	0,9997	2500
C - CENTRE SECOURS								**0,7758**	**22399**
SYSTEME GLOBAL : A*B+C								**0,9752**	**127354**

Disponibilité > Objectif **0,975** K€

Optimisation d'une station de réception de satellite

Figure 3. Exemple de couplage entre évaluation et optimisation (16 paramètres en gros caractères)

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 l'exemple présenté, est de quelques minutes avec un Pentium 4.

5 – Couplage entre optimisation et simulation de Monte-Carlo

La simulation de Monte-Carlo reste toutefois incontournable pour traiter certaines problématiques mais 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 très pénalisant en termes 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 de cas de simulation requis par la précision recherchée.
Toutefois cette durée peut être sensiblement diminuée par le choix d'une stratégie pertinente consistant à faire varier le nombre de simulations de chaque évaluation, en exploitant les résultats d'une évaluation grossière préalable. Illustrée par la figure 4, 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 en fonction de la moyenne et de la variance des résultats obtenus à l'issue de l'évaluation grossière limitée à un nombre réduit N_0 de simulations. Cette condition résulte directement de l'application du théorème central limite.

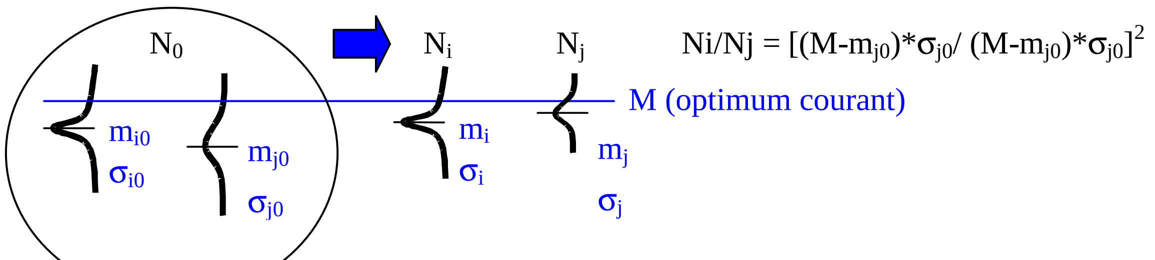

Figure 4. Principe d'évaluation

Trouvée dans la littérature scientifique [Chen 00], une technique 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 5 avec î la meilleure solution courante trouvée durant l'itération k-1.

$$\frac{N\hat{i}}{Ni} = \sigma\hat{i}\sqrt{\sum_{j=1,\, j\neq\hat{i}}^{p} \frac{1}{\sigma j^{2}}\rho_{ij}^{2}} \qquad i \neq \hat{i}$$

$$\rho_{ij} = \left(\frac{\sigma j / \Delta j}{\sigma i / \Delta i}\right)^{2} \qquad i,\, j \in 1,2\ldots,\, p \qquad i,\, j \neq \hat{i}$$

$$\Delta i = J\hat{i} - Ji$$

Figure 5. Algorithme OCBA

Dans le cas d'un nombre infini de candidats, ce principe peut être également appliqué sous réserve de certaines adaptations qui ont été implantées dans l'outil GENCAB.
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 $N\text{-}N_0$ 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 Ni obtenue par application de l'algorithme OCBA limitée à la valeur N (réévaluation si Ni > N0). 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 peut être 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 variable d'évolution du nombre de simulations allant de N0 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 [Beghin 04]. Illustré par la figure 6, 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).

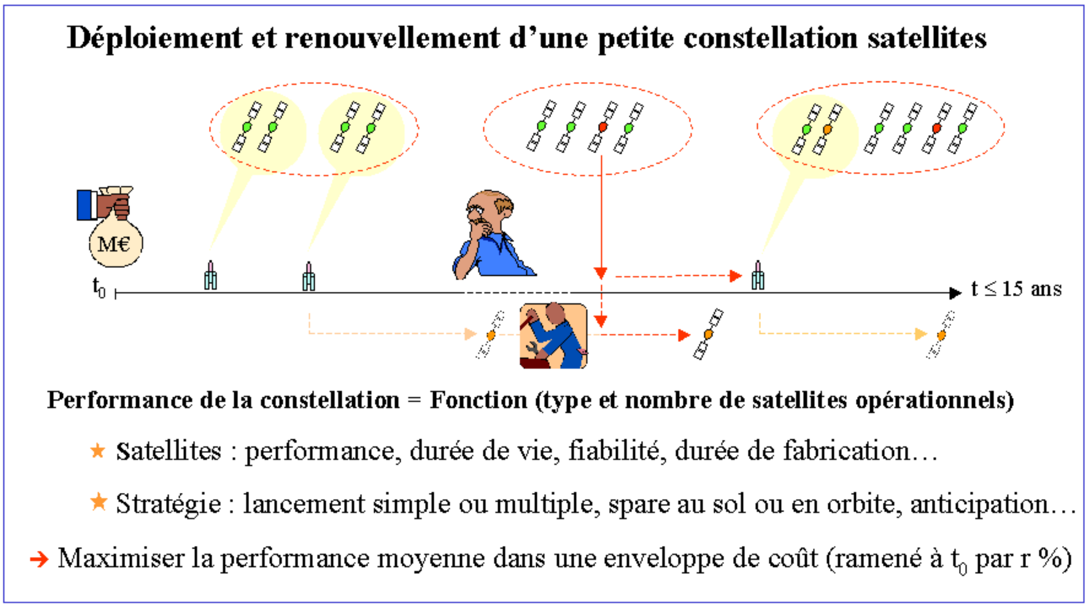

Figure 6. Exemple de problématique traitée par simulation de Monte-Carlo

L'évaluation porte sur la performance globale obtenue par cette constellation tout au long d'une mission opérationnelle (de 15 ans), en termes 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 (capacité en ergol), leur fiabilité, leur durée de fabrication, la stratégie de lancement (simple ou multiple) et de renouvellement (états décisionnels, anticipation des fins de vie, 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 7). 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.

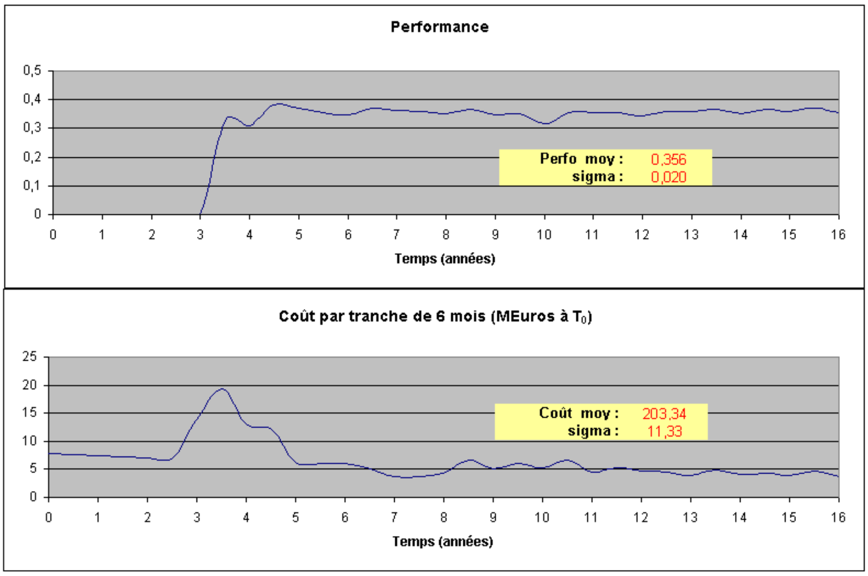

Figure 7. Résultats de l'évaluation d'une configuration

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. Outre ce cas test, l'apport d'un tel 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) ainsi que du profil choisi d'amélioration de la précision.

6 - Conclusion

Facilité par l'amélioration continue des performances d'ordinateur, le couplage direct entre des techniques d'optimisation et d'évaluation de Sûreté de Fonctionnement devient mature. Ce couplage automatisé, qui apparaît aujourd'hui incontournable pour optimiser globalement les produits (architecture, redondances…) et leur exploitation (politique de maintenance, lots de rechanges…) sur l'ensemble de leur vie opérationnelle, modifie imperceptiblement l'image du fiabiliste qui est amené à travailler en symbiose tant avec le concepteur qu'avec l'économiste dans l'entreprise.

Mais cette optimisation nécessite de très nombreux traitements, ce qui conduit à privilégier des techniques d'évaluation performantes en temps de calcul, comme celle présentée dans cette communication.
Bien que particulièrement lente, la simulation de Monte-Carlo reste cependant incontournable pour traiter certaines problématiques. Aussi la technique de couplage décrite dans cette communication permet de diminuer la durée globale des traitements dans un rapport 5 environ selon les problèmes à traiter.
Passant par une amélioration des techniques d'exploration et d'exploitation de l'espace de solutions, la diminution du nombre d'évaluations nécessaire à l'optimisation constitue un autre axe de recherche qui mériterait d'être approfondi. En effet, les cas test (benchmark) généralement utilisés par les chercheurs en recherche opérationnelle présentent souvent la particularité de marginaliser la durée des évaluations dans la durée globale des traitements alors qu'elle se révèle largement prépondérante dans notre domaine d'activité. Aussi l'apport éventuel de l'évolution différentielle [Feoktistov 04], associée aux Algorithmes Génétiques, sera-t-il prochainement testé sur les cas tests présentés.

Références :

[David] David E. Goldberg, *Algorithmes Génétiques, Exploration optimisation et apprentissage automatique*, Addison-Wesley, 1994.

[Renders] J-M. Renders, *Algorithmes génétiques et réseaux de neurone,* Hermes, 1995

[Sutton] R. S. Sutton , A. G. Barto, Reinforcement Learning : An Introduction, MIT Press, Cambridge, MA, 1998.

[Chen] 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

[Garcia] 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.

[Laulheret] R. Laulheret, B. Lacosta, A. Cabarbaye - *Modèles génériques de redondance M parmi N avec stock de rechanges S* - MOSIM 03, TOULOUSE, 23-25 Avril 2003

[Beghin] 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.

[Yalaoui] A. Yalaoui, C. Chu, E. Chatelet – *Allocation de fiabilité dans les systèmes Série-Parallèle* – MOSIM 04, NANTES, 1-3 septembre 2004

[Feoktistov] V. Feoktistov, S. Janaqi – *Evolution différentielle – Une vue d'ensemble* – MOSIM 04, NANTES, 1-3 septembre 2004