

# Management des risques projets

## Un outil d'aide à la décision et à la construction d'ordonnancement robuste

Christian HOULBERT  
Centre National d'Etudes Spatiales (CNES)  
18 avenue Edouard Belin  
31401 Toulouse  
05 61 27 33 38  
christian.houlbert@cnes.fr

André CABARBAYE  
CAB INNOVATION  
3, rue de la Coquille  
31500 Toulouse  
05 61 54 68 08  
andre.cabarbaye@cabinnovation.fr  
www.cabinnovation.fr

### Résumé

Cet article présente un outil d'optimisation et de simulation d'ordonnancement basé sur une méthode hybride couplant Algorithmes Génétiques et Simplexe non linéaire (algorithmes de Nelder Mead).

L'optimisation peut être menée selon différents critères tels que la maximisation des revenus à échéance (ensembles 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 (capables de mener un nombre limité de tâches simultanément) ou de dates de fin de tâche au plus tard.

Sa capacité de traitement dans le domaine stochastique (optimisation à partir de résultats de simulation de type Monte-Carlo) permet d'obtenir une planification plus robuste aux aléas, qui peut être améliorée ou régénérée périodiquement tout au long d'un projet.

Cette aptitude à la simulation peut-être utilisée, dans le cadre des analyses de risques projets, pour évaluer l'impact d'aléas, en termes de coût et de délai, afin de crédibiliser les estimations du projet ou justifier l'opportunité de certaines actions de sécurisation.

### Summary

This article presents a tool for optimisation and simulation of scheduling based on a hybrid method coupling Genetic Algorithms and non-linear Simplex (algorithms of Nelder Mead). Optimisation can be carried out according to various criteria such as the maximisation of the incomes in the term (sets of the profits and costs associated with the tasks brought back to T0 by an interest rate) while respecting constraints of precedence between tasks, of shared resources (able to carry out a limited number of tasks simultaneously) or completion dates of task at the latest.

Its processing capacity in the stochastic field (optimisation starting from results of Monte-Carlo simulation) makes it possible to obtain a more robust planning with the risks, which can be improved or regenerated periodically throughout a project. This aptitude for simulation can be also used, within the framework of a project risk analysis, to evaluate the impact of risks, in term of cost and time, in order to improve the estimates of the project or to justify the appropriateness of certain security measures.

## 1. INTRODUCTION

Depuis quelques années, la maîtrise des « risques projets » a su trouver sa place dans les colloques traitant de Qualité et de Sûreté de Fonctionnement, comme l'attestent les nombreuses communications s'y rapportant, notamment celles rassemblées dans les actes des derniers  $\lambda\mu$ .

Associés au projet et non pas au produit, ces risques 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. Echec sur le plan calendaire ou financier, abandon pur et simple, les projets sont soumis à rude épreuve et fragilisent les organisations qui ne maîtrisent pas les risques associés.

La plupart des contributions sur le sujet présentent des méthodes d'identification, d'évaluation et de traitement des « risques projets » voisines de celles utilisées en Sûreté de Fonctionnement. Associées à diverses « Check lists », ces analyses de risques tentent de limiter les dérives et surcoûts potentiels pouvant être engendrés par chacune des tâches du projet.

La synthèse de ces 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.

Par ailleurs, l'ordonnancement est un problème difficile qui recouvre des enjeux économiques de première importance, qu'il s'agisse de gestion de projet ou du pilotage d'un atelier de production. Il consiste à affecter à des tâches des ressources et un espace temporel d'exécution, en prenant soin de respecter un ensemble de contraintes (Blazewicz et al, 1993). Il s'agit en fait d'un problème d'optimisation combinatoire dans laquelle une bonne solution voire une solution optimale doit être trouvée selon un critère d'évaluation défini a priori en respectant certaines contraintes. Ce problème n'est bien sûr pas nouveau mais, d'une part, sa résolution devient prégnante dans un contexte de compétitivité accrue et de recherche systématique d'une meilleure productivité, et, d'autre part, les retombées industrielles des nombreuses recherches effectuées à ce jour dans ce domaine se font souvent attendre (Pinedo, 1995). Le passage d'approches théoriques pointues à des progiciels génériques n'est en effet pas aisé, et les outils existants sur le marché sont dans les faits beaucoup plus souvent utilisés pour mettre en forme et éventuellement corriger des ordonnancements préalablement définis par l'utilisateur que pour véritablement les concevoir.

Exprimé par le Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) en regard de ses besoins propres, ce constat a conduit la société CAB INNOVATION à proposer un outil de simulation et d'optimisation des ordonnancements (CABPLAN) qui permet d'évaluer à tout moment l'impact d'aléas en termes de coût et de délai et de régénérer une configuration optimale de diagramme «PERT» à partir de la situation présente.

Nous développerons plus particulièrement dans cet article trois fonctionnalités qui nous paraissent innovantes :

. L'optimisation d'un ordonnancement 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 dans le domaine spatial) ou de dates de fin de tâche au plus tard (la disponibilité d'un micro-satellite à une date de tir par exemple).

. La simulation d'un diagramme PERT, dans le cadre d'analyses de risques « projet », permettant d'évaluer l'impact des aléas identifiés, en termes de coût et de délai, afin de choisir les actions de sécurisation les plus appropriées.

. La recherche d'une planification robuste aux aléas par utilisation de variables aléatoires, pour définir les coûts et délais des tâches élémentaires, et traitement dans le domaine stochastique (optimisation à partir de résultats de simulation de type Monte-Carlo).

## 2. FONCTION GÉNÉRIQUE D'OPTIMISATION

Dédié à l'ordonnancement, l'outil reprend les principes mis en œuvre par un outil générique d'optimisation (GENCAB), qui a été utilisé pour mener une étude préalable de faisabilité [8].

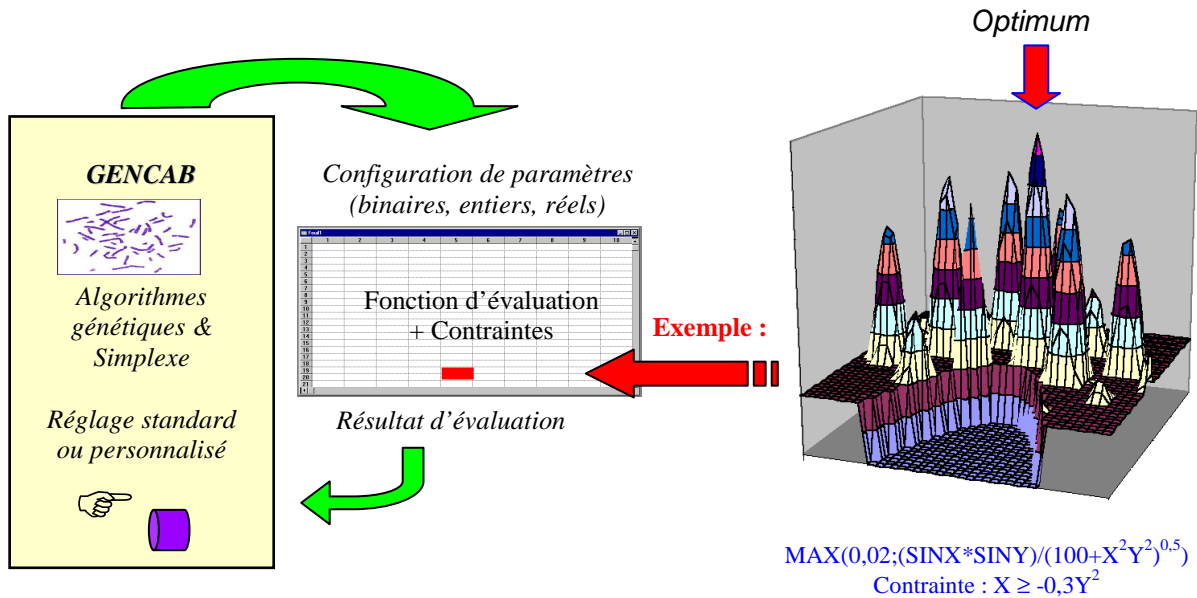


Figure 1. Principe général de la fonction d'optimisation

Selon la nature des problèmes à traiter, différents opérateurs de mutation, croisement et sélection peuvent être utilisés ainsi que diverses techniques de mise à l'échelle, d'élitisme et de couplage des algorithmes génétiques au simplexe. Ce couplage entre une méthode de recherche stochastique et une technique de « grimpeur » se révèle particulièrement efficace pour trouver l'optimum global, sans s'arrêter au premier optimum local atteint (les premiers explorant l'espace des solutions et le second exploitant au mieux la recherche au niveau local).

Cette fonction d'optimisation, qui a déjà fait l'objet d'une communication [7], est accessible à des non-spécialistes par la possibilité d'utiliser un réglage standard des algorithmes. L'analyste n'a alors plus qu'à formaliser son problème sur une feuille de tableau en précisant la nature et la plage de variation des paramètres utilisés, la liste des contraintes à satisfaire (de type  $A \geq B$  entre paramètres ou cellules de la feuille) et la position de la cellule comprenant le résultat à minimiser ou maximiser.

Une fonction d'évaluation de type stochastique, dont les principes sont issus d'un second outil (SIMCAB), peut être également utilisée pour réaliser l'optimisation à partir de résultats de simulation de Monte-Carlo (combinaison entre des valeurs moyennes et des écarts-types).

## 3. FORMALISATION DU PROBLEME

Diverses tâches doivent être réalisées en satisfaisant des conditions d'antériorité, de ressources partagées, capables chacune de mener un nombre limité de tâches simultanément, et de dates d'achèvement au plus tard telles que celles indiquées en figure 2.

Dans cet exemple, la tâche 2 ne peut débuter qu'après la réalisation complète des tâches 1 et 3 et ne peut pas être concomitante avec plus de 2 tâches parmi les tâches 1, 5, 20,

La fonction d'optimisation associe Algorithmes Génétiques et Simplexe non linéaire (algorithme de Nelder Mead) pour traiter des problèmes à variables discrètes et/ou continues éventuellement stochastiques.

L'outil recherche la configuration optimale de paramètres (chromosome dont les gènes sont de type binaire, entier ou réel) qui maximise ou minimise le résultat d'une fonction définie sur une feuille de tableau Excel™, tout en satisfaisant d'éventuelles contraintes comme l'illustre la figure 1.

12, 15 et 9 pour lesquelles certaines ressources matérielles ou humaines sont partagées. Ces ressources n'ont pas besoin d'être explicitées et chaque condition peut n'être exprimée qu'une fois (si la tâche  $i$  ne peut pas se dérouler pendant la tâche  $j$ , la tâche  $j$  ne peut pas se dérouler pendant la tâche  $i$ ). Cette formulation relativement simple permet de définir la plupart des contraintes résultant de l'utilisation de plusieurs ressources affectées à une même tâche (la tâche 20 partage une ressource avec la tâche 1 et une autre avec la tâche 5). Dans les cas où cela ne s'avère pas possible, quand par exemple trois ressources ne sont utilisées que par deux tâches, une dichotomie des tâches peut toujours être effectuée suivant les ressources utilisées.

Par ailleurs dans cet exemple, la tâche 3 doit être impérativement achevée à la date  $t = 200$  jours après  $T_0$ , date du commencement de la première tâche de l'ordonnancement.

L'optimisation de l'ordonnancement consiste alors à trouver une configuration de dates  $t_i$ , de début de chacune des tâches  $i$ , satisfaisant un critère, comme la plus faible durée de réalisation de l'ensemble des tâches par exemple, tout en respectant les diverses contraintes.

Tâches		Antériorité				Ressources communes						Achèvement au plus tard			
N°	Nom	N°Tâche	C			N°Tâche	Nb max	C			Date (jr)	C			
1	Tâche 1	10				0	2	5	20	12	15	9	3	0	0
2	Tâche 2	1	3			0								0	0
3	Tâche 3					0								200	0
4	Tâche 4	3	6			0								0	0
5	Tâche 5					0	8	9	11	20	6	24	2	0	0
6	Tâche 6	5				0								0	0

Figure 2. Exemple de données d'entrée



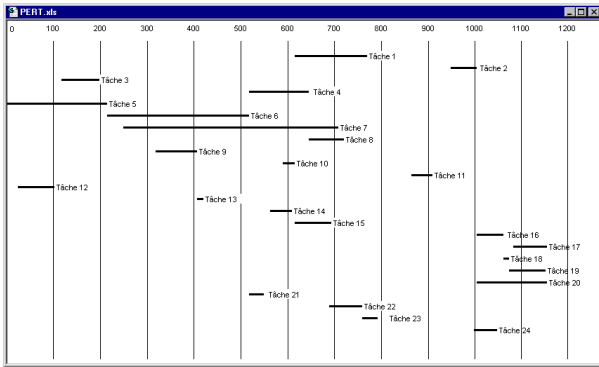


Figure 5. PERT correspondant à la table

A titre d'exemple (les données sont volontairement fictives), la figure 6 présente un ordonnancement de tâches relatif au développement simultané de deux satellites différents au sein

d'une même équipe de projet (équipe commune avec partage des moyens de test et d'intégration). Cet exemple, pour lequel toutes les tâches ont été laissées à l'appréciation de l'outil, illustre une difficulté particulière propre à l'optimisation d'ordonnement :

Toutes les tâches ont tendance à se déplacer vers la droite du fait de leur coût et du taux d'intérêt, et cela de manière antagoniste avec la fin de l'ordonnement dont l'achèvement débloque l'essentiel des gains. Cependant, la durée globale de l'ordonnement ne peut se réduire que si les tâches placées momentanément sur le chemin critique se déplacent simultanément vers la gauche, ce qui est peu probable, quelle que soit la technique d'optimisation choisie. La stratégie adoptée pour pallier cette difficulté consiste à rechercher, dans un premier temps, l'ordonnement le plus court, en minimisant par exemple la somme des dates de début de tâche, puis de reprendre l'optimisation, à partir de là, en choisissant, cette fois, le critère de maximisation des revenus.

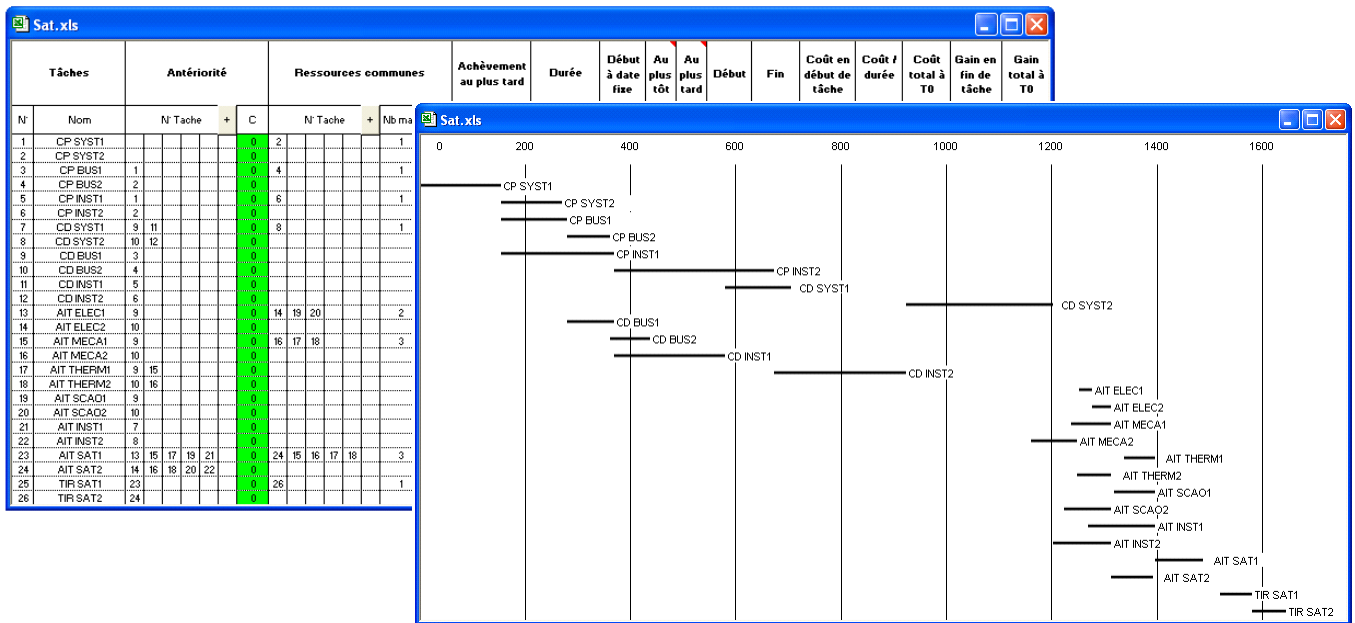


Figure 6. Développement simultané de deux satellites

## 5. SIMULATION D'UN DIAGRAMME PERT

A partir d'un diagramme « PERT », l'impact d'une dérive unitaire sur la durée globale du projet est relativement simple à évaluer, en remplaçant les dates de début de tâches par un majorant entre les dates prévues et celles résultant de la satisfaction des contraintes de précédence. Cette fonctionnalité est proposée par l'outil CABPLAN (comme par la plupart des outils spécialisés) ; la modification de la durée ou d'un coût relatif à une tâche se traduit immédiatement par une modification du PERT et des coûts associés en signalant les éventuelles contraintes de ressources ou de date au plus tard non satisfaites.

Ainsi un chef de projet peut à tout moment évaluer l'impact d'un aléa, en termes de coût et délai sur la totalité du développement, afin d'évaluer l'opportunité de diverses actions de sécurisation (séduisantes au niveau élémentaire, certaines d'entre elles pouvant s'avérer globalement contre productives). Il peut également régénérer complétement le PERT pour tenter d'éliminer les conséquences de l'aléa par un réajustement des tâches non encore réalisées.

Par ailleurs, la capacité de simulation de l'outil peut être utilisée pour obtenir les résultats sous la forme de distributions statistiques (figure 6) afin de crédibiliser les estimations globales du projet ; les aléas identifiés au cours des analyses de risques, relatifs à des durées ou coûts de tâches élémentaires, étant alors caractérisés par diverses lois de probabilité (une vingtaine de lois ainsi qu'une fonctionnalité d'ajustement par la méthode du

maximum de vraisemblance à partir de données expérimentales étant proposées par l'outil).

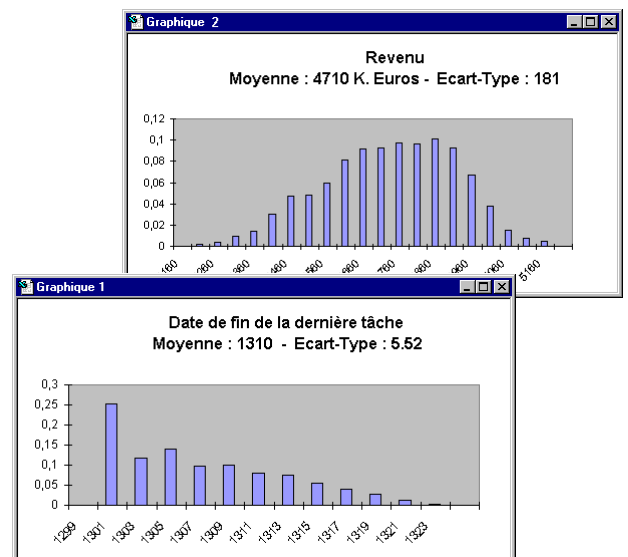


Figure 6. Distribution statistique des résultats

## **6. ORDONNANCEMENT ROBUSTE AUX ALEAS**

L'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.

Aussi, certains travaux proposent de pallier l'aléa par la recherche a priori d'une famille de solutions permettant de réagir aux événements imprévus apparaissant durant l'exécution du projet sans nécessiter la remise en cause des calculs déjà effectués [8].

Outre la régénération « en ligne » de l'ordonnancement, qui ne soulève aucune difficulté de réalisation à nos yeux mais se révèle souvent contrainte par des aspects contractuels entre partenaires multiples, il apparaît toutefois possible d'obtenir un ordonnancement de tâches intrinsèquement robuste à l'ensemble des aléas identifiés au cours des analyses de risques projets.

Les aléas étant, à nouveau, caractérisés par des lois de probabilités, l'optimisation porte alors sur un résultat de simulation de type Monte-Carlo, tel que la valeur moyenne des revenus à 0 ou 1 sigma. Différent de celui obtenu à partir d'hypothèses déterministes et naturellement plus margé, cet ordonnancement robuste maximise le revenu moyen de l'ensemble des cas simulés.

La durée du traitement est cependant beaucoup plus longue et est, en première approximation, multipliée par le nombre de cas de simulation (passage de quelques minutes pour l'exemple de la figure 3 à quelques heures pour 60 cas, et à quelques dizaines d'heures pour 600 cas, etc..) ; Ce nombre de cas conditionnant directement la précision du résultat sur lequel s'effectue l'optimisation (bornes de l'intervalle de confiance inversement proportionnelles à  $\sqrt{N}$ ).

C'est pourquoi une réflexion a été menée pour optimiser le couplage entre optimisation et évaluation stochastiques et rendre les durées de traitement non rédhibitoires. Celle-ci a abouti à une méthode originale consistant à faire varier judicieusement, au cours du traitement, le nombre de simulations de chaque évaluation, en exploitant la moyenne et la variance des résultats obtenus sur un premier jeu de simulations limité en nombre à quelques dizaines de cas.

Apportant un gain significatif en temps de calcul (facteur 5 environ), selon les cas traitées et la précision recherchée, cette méthode fera l'objet d'une communication spécifique.

## **CONCLUSION**

Conçu pour répondre aux besoins de projets de conception de systèmes complexes, mais également applicable au pilotage d'ateliers de production, l'outil CABPLAN d'ordonnancement et de maîtrise des risques « projet », dont le lancement commercial est prévu durant le congrès  $\lambda\mu 14$ , devrait faciliter la planification optimale de tâches et permettre aux décideurs de mieux exploiter les recommandations issues des analyses de risques. Sa capacité de traitement dans le domaine stochastique permet d'obtenir une planification plus robuste aux aléas, qui peut être régénérée à tout moment au cours du projet à partir de la situation présente. Toutefois, les méthodes d'optimisation utilisées (algorithmes génétiques et simplexe non linéaire), ne permettent pas de garantir l'optimalité des solutions obtenues. L'utilisateur conserve ainsi son rôle d'analyste et peut toujours demander à l'outil de tenter d'améliorer une solution pressentie.

### **Références :**

- [1] Blazewicz J. , Ecker K. , Schmidt G. , Weglarz J. , Scheluding in Computer and Manufacturing Systems, Springer Verlag, Berlin Heidelberg, 1993.
- [2] David E. Goldberg, Algorithmes Génétiques, Exploration optimisation et apprentissage automatique, Addison-Wesley, 1994.
- [3] Lereno E. , Morello B. , Baptiste P. , Système d'aide au paramétrage d'un logiciel d'ordonnancement, 3e Conférence Francophone de Modélisation et Simulation (MOSIM'01) 25-27 avril 2001 - Troyes (France).
- [4] Pinedo M.L. , Scheduling : theory, algorithms and systems, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1995.
- [5] Renders J-M. , Algorithmes génétiques et réseaux de neurone, Hermes, 1995
- [6] Schiex T. , Fargier H. , Verfaillie G. , Problèmes de satisfaction de contraintes valués. Revue d'Intelligence Artificielle, 11(3):339-373, 1997.
- [7] Cabarbaye A. , 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] Houlbert C., Cabarbaye A. , Apport d'un logiciel générique d'optimisation et de simulation à la résolution de problématiques d'ordonnancement et de maîtrise des risques, 4e Conférence Francophone de Modélisation et Simulation (MOSIM'03) 23 au 25 avril 2003 - Toulouse (France)
- [9] 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)