

UN OUTIL D’ORDONNANCEMENT OPTIMAL ET DE MANAGEMENT DES RISQUES PROJETS

Christian Houlbert

Centre National d’Etudes Spatiales (CNES)
18 avenue Edouard Belin 31401 Toulouse Cedex 4
Tél. 05 61 27 33
Mél : christian.houlbert@cnes.fr

André Cabarbaye

CAB INNOVATION
3, rue de la Coquille 31500 Toulouse
Tel. /Fax. 05 61 54 68
Mél : andre.cabarbaye@cabinnovation.fr
Site Web : www.cabinnovation.fr

RESUME : *Cet article présente un outil d’optimisation 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 T_0 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 également utilisée, dans le cadre des analyses de risques projets, pour évaluer l’impact d’aléas, en termes de coût et délai, afin de crédibiliser les estimations du projet ou justifier l’opportunité de certaines actions de sécurisation.

SUMMARY: *This article presents a tool for optimization of scheduling based on a hybrid method coupling Genetic Algorithms and nonlinear Simplex (algorithms of Nelder Mead). Optimization can be carried out according to various criteria such as the maximization of the incomes in the term (sets of the profits and costs associated with the tasks brought back to T_0 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 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.

MOTS-CLES : *ordonnancement, optimisation, robuste, algorithmes génétiques, risques projets, PERT.*

1. INTRODUCTION

Que ce soit dans le domaine de la gestion de projet ou dans celui du pilotage d’un atelier de production, l’ordonnancement est un problème difficile qui recouvre parfois des enjeux économiques de première importance. 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.

Par ailleurs, la maîtrise des « risques projets » est une activité qui se développe aujourd'hui dans de nombreuses entreprises, comme l'attestent la diversité des communications s'y rapportant, présentées dans les colloques traitant de Qualité et de Sécurité de Fonctionnement

Associés au projet et non pas au produit, les « risques projets » se différencient des risques techniques mais leurs conséquences n'en sont pas moins néfastes. 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.

Aussi ces derniers font-ils l'objet de méthodes d'identification, d'évaluation et de traitement voisines de celles utilisées en Sécurité de Fonctionnement. Basées sur diverses « check lists », des analyses de risques tentent de limiter les dérives et surcoûts pouvant être engendrés par chacune des tâches élémentaires du projet.

La synthèse de ce type d'analyse 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 de tâches ou par l'occurrence de nouveaux aléas. Sur un projet d'une certaine ampleur, 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 des actions nouvelles qui ont une durée et un coût, et sont elles-mêmes soumises à des aléas.

Afin de faciliter la planification d'activités de développement et la maîtrise des risques sur des projets de grande ampleur (notamment dans le domaine spatial où ce besoin fut exprimé), un outil d'optimisation et de simulation d'ordonnancement a été développé par la société CAB INNOVATION. Celui-ci permet d'évaluer à tout moment l'impact d'un aléa en termes de coût et délai et de régénérer automatiquement une configuration optimale de diagramme « PERT » à partir de la situation présente.

Nous allons plus particulièrement développer dans cet article trois fonctionnalités de cet outil 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 T_0 par un taux d'intérêt) tout en respectant des contraintes de précédence entre tâches, de ressources partagées (capables chacune de mener un nombre limité de tâches simultanément) ou de dates de fin de tâche au plus tard.

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

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

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 (Houlbert, Cabarbaye 2003).

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 tableur Excel™, tout en satisfaisant d'éventuelles contraintes comme l'illustre la figure 1.

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 (Cabarbaye, 2000), 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 tableur 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).

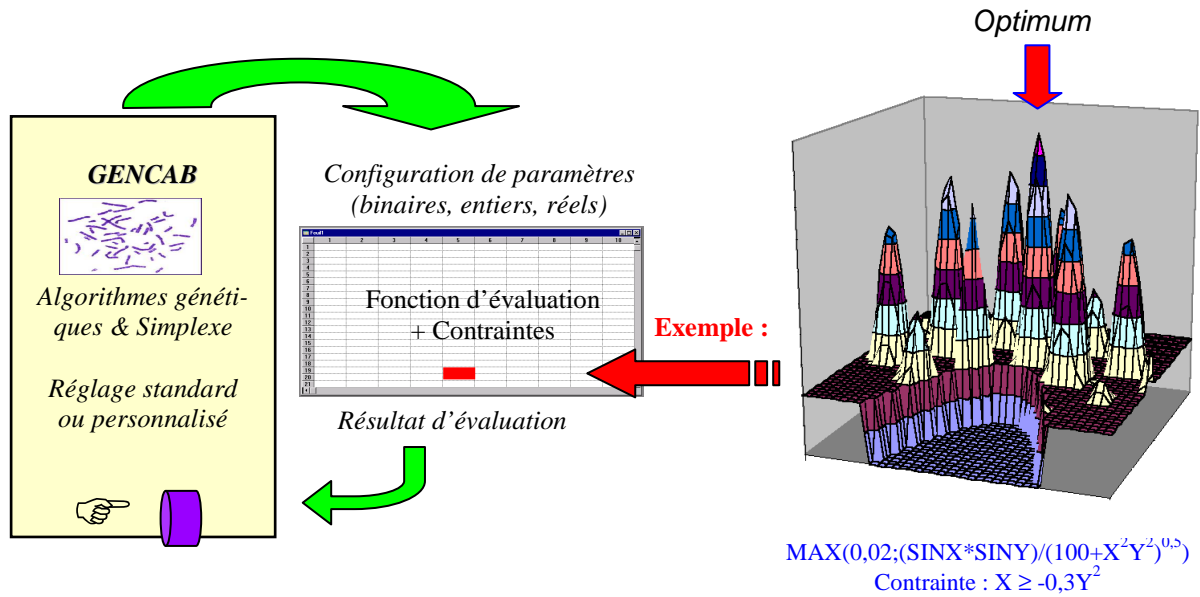


Figure 1. Principe général de la fonction d'optimisation

3. FORMALISATION DU PROBLEME

Diverses tâches doivent être réalisées en satisfaisant des conditions d'antériorité, de ressources partagées 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, 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 les tâche j, la tâche j ne peut pas se dérouler pendant la tâche i).

Par ailleurs, 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, tel que minimiser la durée globale de réalisation de l'ensemble des tâches, tout en respectant les diverses contraintes.

Tâches		Antériorité				Ressources communes						Achèvement au plus tard				
N°	Nom	N°Tache				N°Tache		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

4. TRAITEMENT

Dans une feuille du tableur, le problème est posé sous la forme d'une table, telle que celle présentée à la figure 3, dans laquelle la valeur de la contrainte de précédence ou d'achèvement au plus tard correspond à la somme des éventuels dépassements non autorisés ($\sum[ti-tj]$), et celle de la contrainte de ressource, la somme des recouvrements non autorisés selon la capacité de la ressource considérée (une macro-fonction spécifique a été développée pour traiter ce type de contrainte quand la capacité de la ressource est supérieure à 1). Ces trois valeurs sont nulles quand l'ensemble des contraintes est satisfait, et ces dernières sont automatiquement mises à jour durant la saisie des tâches.

Le début de chacune des tâches peut être choisi au plus tôt ou au plus tard, à date fixe, ou laissé à l'appréciation de l'outil, en tant que paramètre de l'optimisation. Une formule correspondant à ce choix s'insère automatiquement dans la cellule de début de tâche. Une tâche terminale fictive de durée nulle (fin) a dû être ajoutée dans la table pour éviter des problèmes de références circulaires (l'optimisation déplaçant

naturellement cette tâche jusqu'à la fin de l'ordonnancement). Les références circulaires éventuelles entre tâches au plus tôt et au plus tard sont par ailleurs signalées par l'outil lors de la saisie. Si le nombre de tâches de l'ordonnancement n'est pas limité (25 dans l'exemple), celui des tâches laissées à l'appréciation de l'outil (10) ne peut augmenter indéfiniment en raison des limites mêmes des techniques d'optimisation employées (entre 30 et 50 paramètres différents selon les caractéristiques du problème à traiter).

Outre la satisfaction des contraintes, l'optimisation peut porter sur la durée globale de l'ordonnancement ou sur un critère plus pertinent tel que la maximisation du revenu ramené à T_0 par un certain taux d'intérêt. Aussi peut-on affecter à chaque tâche un coût initial (un échancier de différents coûts d'approvisionnement pouvant être ramené à un coût unique au démarrage) ainsi qu'un coût proportionnel à la durée. De même l'achèvement d'une tâche ou de l'ordonnancement complet peut être affecté d'un gain ; les gains et les coûts étant ramenés à T_0 par application du taux d'intérêt choisi.

N°	Tâches	Antériorité					Ressources communes					Achèvement au plus tard		Durée		Début à date fixe	Au plus tôt	Au plus tard	Début	Fin	Coût en début de tâche	Coût / durée	Coût total à T0	Gain en fin de tâche	Gain total à T0				
		N°Tache	C	N°Tache	Nb max	C	Date (jr)	C	(Jr)	marge	Date (jr)	Date (jr)	Date (jr)	Date (jr)	(k Euro)											(k Euro)	(k Euro)	(k Euro)	(k Euro)
1	Tâche 1	10					0	2	5	20	12	15	9	3	170	0	150	5		X		444	599	10	1	157,67			
2	Tâche 2	1	3				41								0	50	6			X	558	614	20	2	118,02				
3	Tâche 3						0								0	80					278	358	45	3	281,8				
4	Tâche 4	3	6				0								0	125	2			X	518	645	12	4	506,49				
5	Tâche 5						0	8	9	11	20	6	24	2	0	215					0	215	50	25	5340,9				
6	Tâche 6	5					0								0	302	1			X	215	518	4	32	9455,5				
6	Tâche 7						0								0	459					250	709	5	2	892,43				
8	Tâche 8						0								0	76					434	510	78	3	299,93	5000	4639,8		
9	Tâche 9						0								0	89					318	407	45	4	396,63				
10	Tâche 10						0								0	25					419	444	13	2	62,133				
11	Tâche 11						0								0	46					1423	1469	2	7	322,54				
12	Tâche 12						0	3	5	8	4			2	0	78					25	103	6	3	238,64				
13	Tâche 13	9					0	10							2	13	1			X	407	421	3	8	106,72				
14	Tâche 14						0								0	46					239	285	7	9	419,36				
15	Tâche 15						0	11	10	14					11	78					1355	1433	89	4	383,17	15000	12156		
16	Tâche 16	2	5				0								0	54	2				X	614	670	2	3	163,16			
17	Tâche 17	2	1				0								0	69	3				X	1572	1644	4	7	483,63			
18	Tâche 18	16					0								0	12	1				X	670	683	6	12	149,3			
19	Tâche 19	18					0	8	9						0	78						683	761	78	1	148,12			
20	Tâche 20						0								0	150						581	731	2	1	150,2			
21	Tâche 21	3	6				0	5	6	7	9	11		4	0	29	3				X	518	550	3	3	89,577			
22	Tâche 22	3					0								0	69	1					361	431	5	8	553,92			
23	Tâche 23	22	21				0								0	31	3				X	550	584	7	9	284,76			
24	Tâche 24	23					0	12	14						0	49	1					1536	1586	6	50	2445,8			
25	Tâche 25	24					0								0	53	4				X	1586	1643	45	7	405,11			
	Fin						0								0	1200	602	0	0			1644	1644				15000	11785	
							41								183												23856		

Revenu global à T0 : 4725

Taux d'intérêt : 5,50%

Figure 3. Table de traitement

Traitées par l'outil, les contraintes non satisfaites de la table disparaissent progressivement et l'ordonnancement évolue selon le critère choisi. La table de la figure 3 aboutit ainsi à celle de la figure 4 au bout de quelques minutes (avec un Pentium 4 à 1 Ghz).

Il est à noter que la recherche de l'optimum s'avère plus efficace avec le critère de maximisation du revenu qu'avec celui de la durée globale de l'ordonnancement.

En effet, chaque variation de date de début de tâche influence le résultat final avec ce premier critère, ce qui n'est pas le cas avec le second (limité aux seules tâches placées momentanément sur le chemin critique).

Une fonction de dessin permet de générer le diagramme PERT correspondant à la table afin d'en faciliter la lecture des résultats (figure 5).

Tâches		Antériorité				Ressources communes				Achèvement au plus tard		Durée		Début à date fixe	Au plus tôt	Au plus tard	Début	Fin	Coût en début de tâche	Coût / durée	Coût total à T0	Gain en fin de tâche	Gain total à T0		
N°	Nom	N°Tache				N°Tache				Date (jr)	C	(Jr)	marge	Date (jr)			Date (jr)	Date (jr)	(k Euro)	(k Euro)	(k Euro)	(k Euro)	(k Euro)		
1	Tâche 1	10				0	2	5	20	12	15	9	3	0	0	150	5	X	615	770	10	1	157,44		
2	Tâche 2	1	3			0								0	50	6	X	949	1005	20	2	116,99			
3	Tâche 3					0								0	200	0	80	118	198	45	3	282,82			
4	Tâche 4	3	6			0								0	125	2	X	518	645	12	4	506,49			
5	Tâche 5					0	8	9	11	20	6	24	2	0	215	0	0	215	215	50	25	5340,9			
6	Tâche 6	5				0								0	302	1	X	215	518	4	32	9455,5			
6	Tâche 7					0								0	459	250	0	250	709	5	2	892,43			
8	Tâche 8					0								0	76		0	645	721	78	3	297,69			
9	Tâche 9					0								0	89	318	0	318	407	45	4	396,63			
10	Tâche 10					0								0	25		0	590	615	13	2	61,83			
11	Tâche 11					0								0	46		0	864	910	2	7	322,68			
12	Tâche 12					0	3	5	8	4			2	0	78	25	0	25	103	6	3	238,64			
13	Tâche 13	9				0	10							0	13	1	X	407	421	3	8	106,72			
14	Tâche 14					0								0	46		0	563	609	7	9	419,05			
15	Tâche 15					0	11	10	14					0	78		0	615	693	89	4	391,54			
16	Tâche 16	2	5			0								0	54	2	X	1005	1061	2	3	103,06			
17	Tâche 17	2	1			0								0	69	3	X	1082	1154	4	7	483,87			
18	Tâche 18	16				0								0	12	1	X	1061	1074	6	12	149			
19	Tâche 19	18				0	8	9						0	78		0	1074	1152	78	1	144,19			
20	Tâche 20					0								0	150		0	1004	1154	2	1	150,08			
21	Tâche 21	3	6			0	5	6	7	9	11		4	0	29	3	X	518	550	3	3	89,577			
22	Tâche 22	3				0								0	69	1	0	689	759	5	8	553,69			
23	Tâche 23	22	21			0								0	31	3	X	759	793	7	9	284,57			
24	Tâche 24	23				0	12	14						0	49	1	0	998	1048	6	50	2446,2			
25	Tâche 25	24				0								0	53	4	X	1048	1105	45	7	408,04			
	Fin					0								0	1200	0	0	1154	1154			15000	12665		
						0				0												23860		30712	

Revenu global à T0 : 6853

Taux d'intérêt : 5,50%

Figure 4. Table après traitement

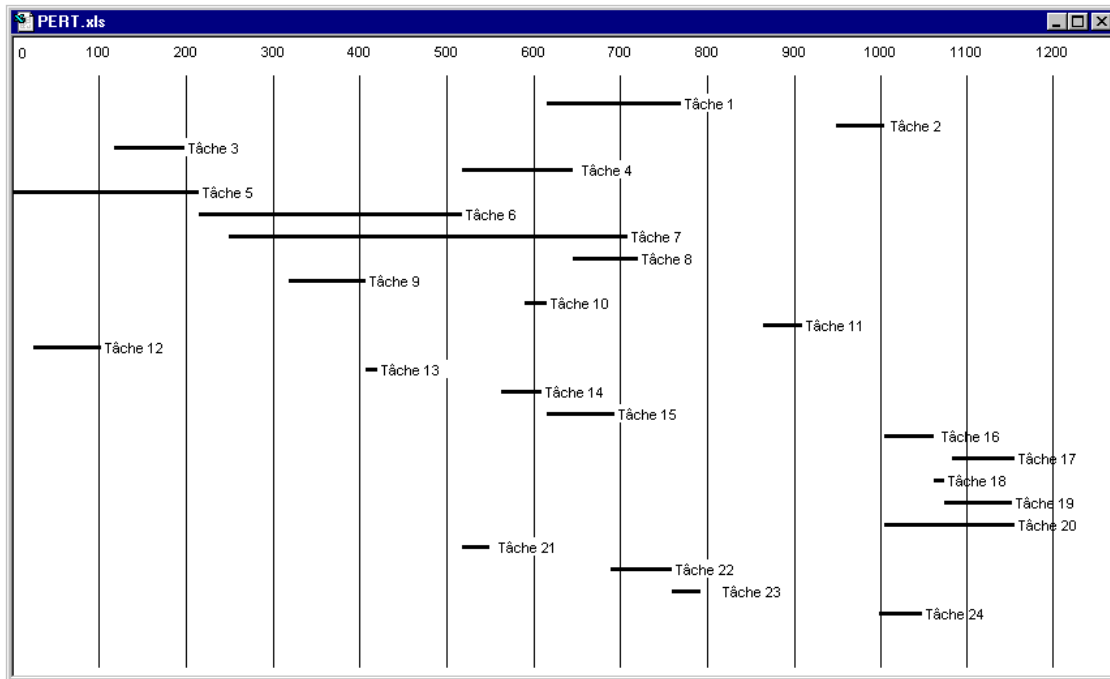


Figure 5. PERT correspondant à la table

5. ORDONNANCEMENT ROBUSTE AUX ALEAS

Le choix d'un ordonnancement de tâches robuste aux aléas peut permettre de pallier certains dépassements de planning plus ou moins prévisibles, identifiés au

cours d'une analyse de risques projets. Aussi est-il possible d'enrichir la table de variables aléatoires pour caractériser les durées et les coûts des tâches présentant des risques particuliers (l'outil propose une vingtaine de lois statistiques).

L'optimisation porte alors sur un résultat de simulation de type Monte-Carlo, tel que la valeur moyenne des revenus à 0, 1 ou 2 sigmas. Différent du précédent et naturellement plus margé, l'ordonnancement obtenu est alors celui qui 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 à quelques heures pour 60 cas, et à quelques dizaines d'heures pour 600 cas, etc., avec la machine utilisée) ; 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 un développement est actuellement mené pour tenter d'améliorer le couplage entre optimisation et simulation. En effet la durée globale du traitement devrait pouvoir être sensiblement diminuée (un facteur 10 est escompté) par le choix d'une stratégie pertinente consistant à faire varier judicieusement, au cours de la recherche, le nombre de cas de simulation de chaque évaluation, en exploitant notamment la moyenne et la variance des résultats obtenus après un nombre réduit de cas simulés. Le gain apporté par cette amélioration sera présenté au cours du colloques MOSIM'04 au travers de résultats comparés.

6. SIMULATION D'UN DIAGRAMME PERT

L'analyse du besoin, qui a conduit au développement de cet outil, a fait apparaître une forte demande des décideurs (chefs de projet) de pouvoir évaluer l'impact d'aléas, en termes de coût et délai, afin de crédibiliser leurs estimations ou de justifier l'opportunité de certaines actions de sécurisation.

Une réponse à ce besoin est apportée simplement par l'outil en dupliquant la table et en remplaçant les dates de début de tâches par un majorant entre les dates obtenues précédemment et celles résultant de la satisfaction des diverses contraintes. La modification de la durée ou d'un coût relatif à une tâche se traduit alors immédiatement, dans cette nouvelle table, par une modification de l'ensemble des résultats.

Par ailleurs, la capacité de simulation de l'outil peut être également utilisée pour obtenir les résultats sous la forme de statistiques afin de crédibiliser les estimations globales du projet, en coût et délai. Les aléas multiples, identifiés au cours d'une analyse de risques, sont alors simulés simultanément, au moyens de diverses lois de probabilité.

CONCLUSION

Cet outil de construction d'ordonnancement optimal s'avère relativement efficace et offre à l'utilisateur une certaine souplesse dans le choix des critères.

Sa capacité de traitement dans le domaine stochastique permet d'obtenir une planification plus robuste aux aléas, qui peut être améliorée ou régénérée périodiquement tout au long d'un projet en figeant les différents paramètres et variables déjà réalisés.

Cette aptitude à la simulation peut-être également utilisée, dans le cadre des analyses de « risques projets », pour évaluer les risques identifiés.

Toutefois, les méthodes d'optimisation utilisées par l'outil (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)