

Résolution de problématiques d'ordonnement par utilisation d'un logiciel générique d'optimisation

Christian Houibert

Centre National d'Etudes Spatiales (CNES)

18 avenue Edouard Belin
31401 Toulouse Cedex 4
Tél. 05 61 27 33 38
christian.houibert@cnes.fr

André Cabarbaye

CAB INNOVATION

3, rue de la Coquille
31500 Toulouse
Tel. /Fax. 05 61 54 68 08
andre.cabarbaye@cabinnovation.fr
Site Web : www.cabinnovation.fr

Mots-clés : ordonnancement, optimisation, générique, algorithmes génétiques

Thèmes du congrès : Management de la qualité, Analyse de risque ou Maîtrise des processus

Résumé :

Cet article évalue les capacités d'un outil générique d'optimisation, basé sur une méthode hybride couplant Algorithmes Génétiques et Simplexe non linéaire (algorithmes de Nelder Mead), pour résoudre diverses problématiques d'ordonnement rencontrées dans le domaine spatial.

Bien que limité en nombre de paramètres, celui-ci s'est révélé relativement efficace et offre une certaine souplesse pour le choix des critères (durée de l'ordonnement, coût à achèvement, etc.).

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 d'une analyse de risques, pour évaluer l'impact d'aléas, en terme de coût et délai, afin de crédibiliser les estimations du projet ou justifier l'opportunité de certaines actions de sécurisation.

Summary :

This article evaluates the capacities of a generic tool for optimisation, based on a hybrid method coupling Genetic Algorithms and non-linear Simplex (algorithms of Nelder Mead), to solve various problems of scheduling met in the space field.

Although limited in a number of parameters, this one appeared relatively effective and offers a certain flexibility for the choice of the criteria (lasted of scheduling, cost with completion, etc). 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.

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 cependant souvent 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 (Blasewicz et Ecker, 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 facile, et les outils existant 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. Aussi, afin de faciliter la planification d'activités de développement de projets spatiaux, l'utilisation d'un logiciel d'optimisation, se voulant générique, a-t-elle été évaluée. La prise en compte d'aléas, identifiés à partir d'analyse de risques sur les projets, entraine également dans les préoccupations du prescripteur.

2. L'outil générique d'optimisation GENCAB

L'outil GENCAB de la société CAB INNOVATION est basé sur une méthode hybride couplant Algorithmes Génétiques et Simplexe non linéaire (algorithmes de Nelder Mead) ; Ce couplage ayant été choisi pour rechercher, de la manière la plus efficace possible, la configuration optimale de paramètres (de type binaire, entier ou réel) qui maximise ou minimise le résultat d'une fonction quelconque définie par l'utilisateur, sans s'arrêter au premier optimum local trouvé. Fonctionnant sous Excel™ et ayant déjà fait l'objet d'une communication (Cabarbaye, 2000), son principe général est illustré par la figure 1.

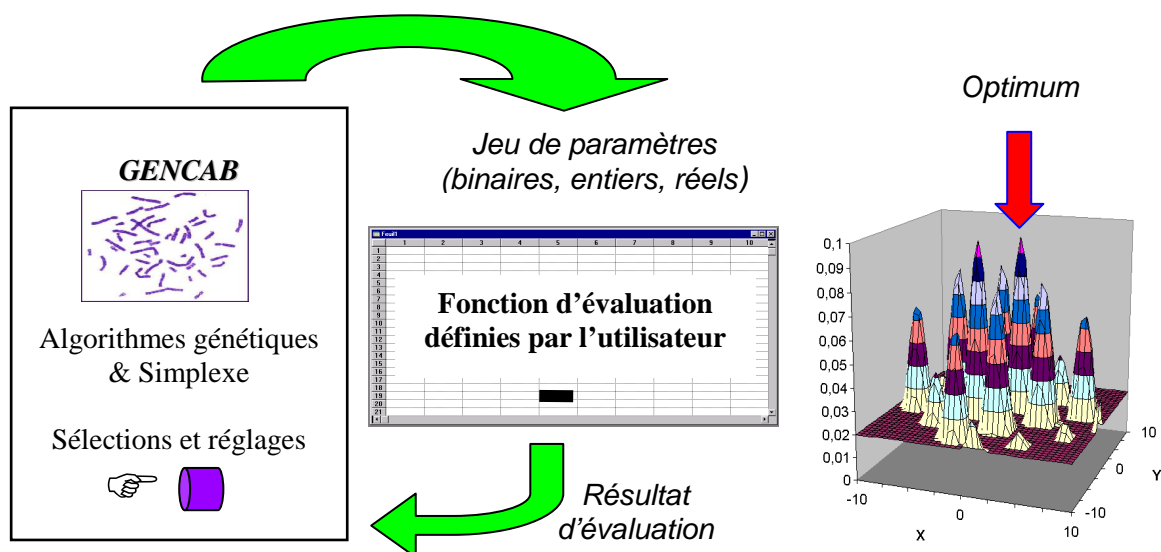


Figure 1 – Principe général de l'outil générique d'optimisation GENCAB

La fonction d'évaluation est définie sur une feuille du tableur ainsi que d'éventuelles contraintes entre paramètres ou cellules de la feuille (de type $A \geq B$). Des fonctions d'évaluation de type stochastique peuvent être également considérées au moyen d'un second outil (SIMCAB) permettant de réaliser l'optimisation à partir de résultats de simulation de Monte-Carlo (combinaison entre des valeurs moyennes et des écarts-types).

3. Formalisation du problème

Diverses tâches doivent être réalisées en satisfaisant des conditions de précédences et de ressources partagées telles que celles indiquées dans le tableau de la figure 2.

Tâches	Tâches précédentes					Durée	Ressources communes					
Tâche 1	10	6				150	2	5	8			
Tâche 2	1	3				55						
Tâche 3						80						
Tâche 4	3	6	2			125						
Tâche 5						215	8	9				

Figure 2 – Exemple de données d'entrée

Dans cet exemple, la tâche 1 ne peut débuter qu'après la réalisation complète des tâches 10 et 6 et ne peut pas être concomitante aux tâches 2, 5 et 8 pour lesquelles certaines ressources matérielles ou humaines sont partagées. Ces ressources n'ont pas besoin d'être explicitées et chaque condition ne peut être exprimée qu'une fois (si la tâche 1 ne peut pas se dérouler pendant la tâche 2, la tâche 2 ne peut pas se dérouler pendant la tâche 1).

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 réalisation globale de l'ensemble des tâches par exemple, tout en respectant les contraintes de précedence et de ressources partagées.

4. Traitement

En utilisant directement les fonctions élémentaires du tableur, le problème a été posé sous la forme d'une table présentée à la figure 3, dans laquelle la valeur de la contrainte de précedence est la somme des éventuels dépassements non autorisés ($\sum[t_i - t_j]$), et celle de la contraintes de ressource, la somme des éventuels recouvrements non autorisés ; Ces deux valeurs devant être nulles pour que l'ensemble des contraintes soit satisfait.

La table a pu alors être traitée par l'outil d'optimisation (en quelques minutes pour 25 tâches avec un Pentium 4 à 1 Ghz) en faisant disparaître les contraintes non satisfaites et en jouant sur la durée globale de l'ordonnancement. Une macro-fonction à été réalisée pour générer un diagramme PERT à partir de la table et en faciliter la lecture des résultats (figure 4).

Tâches	Tâches précédentes					Durée	Ressources communes					Début	Fin	Contrainte de Précédence	Contrainte de Ressources
Tâche 1	10	6				150	2	5	8			527	677	0	0
Tâche 2	1	3				55						468	523	209	0
Tâche 3						80						205	285	0	0
Tâche 4	3	6	2			125						690	815	0	0
Tâche 5						215	8	9				6	221	0	133
Tâche 6	5					302						51	353	171	0
Tâche 7						459						51	510	0	0
Tâche 8						76	2	5				88	164	0	133
Tâche 9						89						487	576	0	0
Tâche 10						25						479	504	0	0
Tâche 11						46						463	509	0	0
Tâche 12						78	3	19				83	161	0	0
Tâche 13	9					13	10					971	984	0	0
Tâche 14						46						469	515	0	0
Tâche 15						78	11	10				795	873	0	0
Tâche 16	2	5				54						573	627	0	0
Tâche 17	2	1				69						838	907	0	0
Tâche 18						12						640	652	0	0
Tâche 19						78	8					688	766	0	0
Tâche 20						150						327	477	0	0
Tâche 21	3	6				29						825	854	0	0
Tâche 22	3	3				69	23					424	493	0	0
Tâche 23						31						244	275	0	0
Tâche 24						49	12	14				241	290	0	0
Tâche 25						53						928	981	0	0
											6	984	380	267	

Durée globale : 977

Figure 3 – Table de traitement

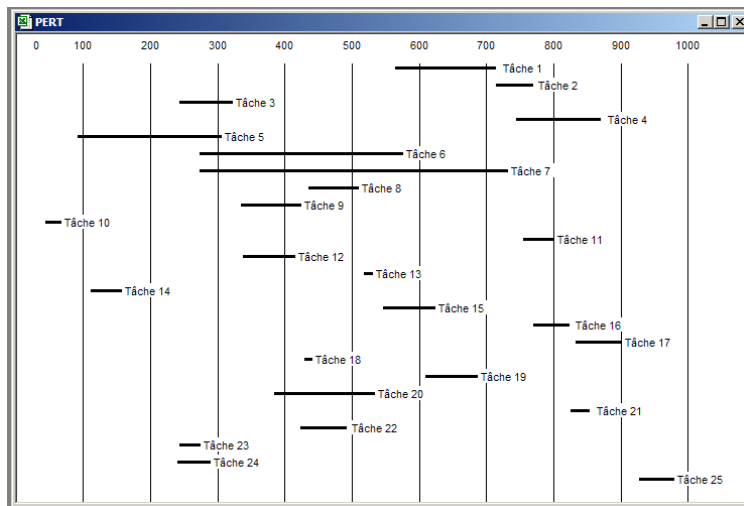


Figure 4 – PERT correspondant à la table

4. Minimisation du coût à achèvement

Un projet spatial étant par nature relativement long et nécessitant des investissements très lourds, il apparut opportun d'utiliser un critère plus pertinent que la simple durée globale de l'ordonnancement. Aussi a-t-on choisi de minimiser le coût à achèvement en affectant à chaque tâche un coût initial (un échancier de différents coûts d'approvisionnement pouvant être ramené à un coût unique au démarrage) et un coût proportionnel à sa durée ; Ces deux types de coût étant eux même affectés d'un taux d'intérêt jusqu'à la date d'achèvement du projet. La table relative à cette nouvelle problématique est présentée en figure 5.

Tâches	Tâches précédentes				Durée	Coût initial (k Euro)	Coût / durée (k Euro)	Coût à achèvement	Ressources communes				Début	Fin	Contrainte de Précédence	Contrainte de Ressources
Tâche 1	10	6			150	10	1	233	2	5			573	723	0	0
Tâche 2	1	3			55	20	2	188					727	782	0	0
Tâche 3					80	45	3	427					114	194	0	0
Tâche 4	3	6			125	12	4	758					565	690	0	0
Tâche 5					215	50	25	7898	8	9			46	261	0	0
Tâche 6	5				302	4	32	13768					262	564	0	0
Tâche 7					459	5	2	1264					262	721	0	0
Tâche 8					76	78	3	425	2	5			782	858	0	0
Tâche 9					89	45	4	593					338	427	0	0
Tâche 10					25	13	2	95					138	163	0	0
Tâche 11					46	2	7	491					589	635	0	0
Tâche 12					78	6	3	360	3				292	370	0	0
Tâche 13	9				13	3	8	163	10				661	674	0	0
Tâche 14					46	7	9	637					541	587	0	0
Tâche 15					78	89	4	585	11	10			342	420	0	0
Tâche 16	2	5			54	2	3	248					803	857	0	0
Tâche 17	2	1			69	4	7	733					787	856	0	0
Tâche 18					12	6	12	227					823	835	0	0
Tâche 19					78	78	1	218	8				359	437	0	0
Tâche 20					150	2	1	224					491	641	0	0
Tâche 21	3	6			29	3	3	136					697	726	0	0
Tâche 22	3	3			69	5	8	839	23				440	509	0	0
Tâche 23					31	7	9	435					228	259	0	0
Tâche 24					49	6	50	3724	12	14			612	661	0	0
Tâche 25					53	45	7	619					384	437	0	0
								35288					858		0	0

Taux d'intérêt : 0,0005

Figure 5 – Minimisation du coût à achèvement

Comme précédemment, la table a pu être rapidement traitée par l'outil d'optimisation. Bien que la durée d'évaluation de la table soit plus longue, en raison de l'augmentation de sa taille (ajout des colonnes de coûts), la recherche de l'optimum s'avère plus efficace. Cette observation s'explique aisément par l'évolution du problème à traiter : chaque variation de date de début de tâche a maintenant un impact sur le résultat final, ce qui n'était pas le cas précédemment (limité aux seules tâches placées momentanément sur le chemin critique).

5. Ordonnement robuste aux aléas

Outre les analyses de sûreté de fonctionnement réalisées pour garantir la fiabilité, la disponibilité et la sécurité des produits, des analyses de risques sont aujourd'hui menées sur les projets spatiaux pour identifier et limiter les risques de performance non tenue ou de dépassement de coût ou de planning. Des actions en diminution de risque sont alors prises pour maîtriser le déroulement de chacune des tâches élémentaires.

Parmi ces actions, le choix d'un ordonnancement de tâches plus robuste aux aléas peut permettre de pallier certains dépassements de planning. Aussi avons-nous choisi d'enrichir notre 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 qui dans le cas de la figure 6 correspond à la valeur moyenne du coût à achèvement évaluée à 2 sigmas.

Différent du précédent et naturellement plus margé, l'ordonnement obtenu est alors celui qui minimise le coût moyen de l'ensemble des cas simulés.

La durée du traitement est alors beaucoup plus longue et est approximativement 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}).

Tâches	Tâches précédentes					Durée	Coût initial (k Euro)	Coût / durée (k Euro)	Coût à achèvement	Ressources communes					Début	Fin	Contrainte de Précédence	Contrainte de Ressources		
Tâche 1	10					175,716	12,24431	1	290	2	5					511	687	0	0	
Tâche 2	1	3				50,7388	20	2	186							718	769	0	0	
Tâche 3						80	45	3	448							271	351	0	0	
Tâche 4	3	6				125	12	4	803							758	883	0	0	
Tâche 5						215	50	25	8382	8	9					53	268	0	0	
Tâche 6	5					302	4	32	14613							288	590	0	0	
Tâche 7						459	5	2	1341							288	747	0	0	
Tâche 8						76	78	3	446	2	5					901	977	0	0	
Tâche 9						89	45	4	627							403	492	0	0	
Tâche 10						25	13	2	98							466	491	0	0	
Tâche 11						46	2	7	521							667	713	0	0	
Tâche 12						78	6	3	382	3						534	612	0	0	
Tâche 13	9					13	3	8	172	10						662	675	0	0	
Tâche 14						46	7	9	674							915	961	0	0	
Tâche 15						78	89	4	610	11	10					528	606	0	0	
Tâche 16	2	5				54	2	3	263							894	948	0	0	
Tâche 17	2	1				69	4	7	778							833	902	0	0	
Tâche 18						12	6	12	242							418	430	0	0	
Tâche 19						78	78	1	212	8						751	829	0	0	
Tâche 20						150	2	1	238							524	674	0	0	
Tâche 21	3	6				29	3	3	144							660	689	0	0	
Tâche 22	3	3				69	5	8	890	23						575	644	0	0	
Tâche 23						31	7	9	459							770	801	0	0	
Tâche 24						49	6	50	3953	12	14					450	499	0	0	
Tâche 25						53	45	7	655							471	524	0	0	
										37427					977		0		0	

Taux d'intérêt : 0,0005

Coût à 2 sigma : 37524

Durée globale : 924
Durée globale à 2 sigma : 924

Figure 6 – Optimisation à partir de résultats de simulation

6. Extension de la problématique

Traitée de la manière présentée jusqu'alors, l'évaluation s'est limitée à 25 tâches. Ce nombre déjà significatif (un projet se décompose généralement en macro-tâches qui elles-mêmes peuvent se décomposer) ne pourrait pas être augmenté indéfiniment en raison des limites mêmes des techniques d'optimisation employées (entre 30 et 50 paramètres différents selon les caractéristiques du problème à traiter).

Cependant une analyse fine du besoin a montré que la plupart des tâches d'un projet étaient liées entre elles par des contraintes de précédence et non de ressources partagées (celles-ci apparaissent nettement plus souvent entre différents projets qu'au sein d'un même projet), et qu'elles devaient généralement commencer à une date au plus tard éventuellement margée. Par ailleurs, certaines tâches doivent débiter à des dates fixes et d'autres sont contraintes par une date d'achèvement au plus tard.

Aussi, le problème a-t-il été posé sous la forme d'une nouvelle table, présentée à la figure 7, dans laquelle l'utilisateur peut choisir les paramètres à optimiser (une trentaine environ au maximum sans limitation du nombre de tâches).

Dans cet exemple, le début des tâches 3, 5, 8, 10, 11, 14, 15 et 19 sont à optimiser ainsi que les marges des tâches 1, 2 et 16 (ces dernières n'auraient pas été forcément nulles si l'optimisation avait été réalisée à partir d'un résultat de simulation pour rendre l'ordonnancement robuste aux aléas tel que décrit au paragraphe 5). Les tâches 7, 9 et 12 débutent à des dates fixes et les tâches 4, 6, 13, 17, 18, 20 à 25 à des dates au plus tard avec marges. Les tâches 19 et 24 sont contraintes par des dates d'achèvement au plus tard.

Tâches	Tâches précédentes	Durée	Coût initial (k Euro)	Coût / durée (k Euro)	Coût à achèvement	Ressources communes	Au plus tard avec marge	Début	Fin	Fin au plus tard	Contrainte de Précédence	Contrainte de Ressources	Contrainte de dates d'achèvement
Tâche 1	10		150	10	1	222	2 5	0	356	506	0	0	0
Tâche 2	1 3		50	20	2	166		0	506	556	0	0	0
Tâche 3			80	45	3	395		426	506		0	0	0
Tâche 4	3 6		125	12	4	728		2	620	747	0	0	0
Tâche 5			215	50	25	7474	8 9	0	215		0	0	0
Tâche 6	5		302	4	32	13065		1	265	568	0	0	0
Tâche 7			459	5	2	1196			288	747	0	0	0
Tâche 8			76	78	3	411			546	622	0	0	0
Tâche 9			89	45	4	559			403	492	0	0	0
Tâche 10			25	13	2	88			331	356	0	0	0
Tâche 11			46	2	7	465			474	520	0	0	0
Tâche 12			78	6	3	340	3		534	612	0	0	0
Tâche 13	9		13	3	8	165	10		1	733	747	0	0
Tâche 14			46	7	9	602				535	581	0	0
Tâche 15			78	89	4	537	11 10			669	747	0	0
Tâche 16	2 5		54	2	3	234		0	556	610	0	0	0
Tâche 17	2 1		69	4	7	704		1	677	747	0	0	0
Tâche 18	16		12	6	12	215		0	610	622	0	0	0
Tâche 19	18		78	78	1	194	8			622	700	0	0
Tâche 20			150	2	1	215		2	595	747	0	0	0
Tâche 21	3 6		29	3	3	129		0	568	597	0	0	0
Tâche 22	3		69	5	8	794		0	528	597	0	0	0
Tâche 23	22 21		31	7	9	423		1	597	629	0	0	0
Tâche 24	23		49	6	50	3664	12 14	2	629	680	680	0	0
Tâche 25	24		53	45	7	598		2	692	747	0	0	0
Tâche 26	4 13 17 20 25		0	0	0	0			747	747	0	0	0
33583								0	747		0	0	0

Taux d'intérêt : 0,0005 0 Paramètre à optimiser

Figure 7 – Nouvelle table

Le calcul du début des tâches commençant à une date au plus tard, éventuellement margée, est réalisé simplement au moyen des fonctions élémentaires du tableur en tenant compte des conditions de précédence. Une tâche terminale fictive de durée nulle a dû cependant 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).

Par ailleurs, l'analyse du besoin fit apparaître une forte demande des décideurs (chefs de projet) de pouvoir évaluer l'impact d'aléas, en terme de coût et délai, afin de crédibiliser leurs estimations ou justifier l'opportunité de certaines actions de sécurisation.

Une réponse à ce besoin pu être apportée simplement 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 contraintes de précédence et de ressources partagées (au moyen des fonctions élémentaires du tableur). 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 comme le montre la figure 8.

Tâches	Tâches précédentes	Durée	Coût initial (k Euro)	Coût / durée (k Euro)	Coût à achèvement	Ressources communes	Au plus tard avec marge	Début	Fin	Fin au plus tard	Contrainte de Précédence	Contrainte de Ressources	Contrainte de dates d'achèvement
Tâche 1	10		150	10	1	222	2 5	0	356	506	0	0	0
Tâche 2	1 3		50	20	2	166		0	506	556	0	0	0
Tâche 3			80	45	3	395		426	506		0	0	0
Tâche 4	3 6		125	12	4	728		2	620	747	0	0	0
Tâche 5			215	50	25	7474	8 9	0	215		0	0	0
Tâche 6	5		302	4	32	13065		1	265	568	0	0	0
Tâche 7			459	5	2	1196			288	747	0	0	0
Tâche 8			76	78	3	411			546	622	0	0	0
Tâche 9			89	45	4	559			403	492	0	0	0
Tâche 10			25	13	2	88			331	356	0	0	0
Tâche 11			46	2	7	465			474	520	0	0	0
Tâche 12			78	6	3	340	3		534	612	0	0	0
Tâche 13	9		13	3	8	165	10		1	733	747	0	0
Tâche 14			46	7	9	602				535	581	0	0
Tâche 15			78	89	4	537	11 10			669	747	0	0
Tâche 16	2 5		108	10	3	469		0	556	664	0	0	0
Tâche 17	2 1		69	4	7	704		1	677	747	0	0	0
Tâche 18	16		12	6	12	215		0	664	676	0	0	0
Tâche 19	18		78	78	1	192	8			676	754	0	54
Tâche 20			150	2	1	215		2	595	747	0	0	0
Tâche 21	3 6		29	3	3	129		0	568	597	0	0	0
Tâche 22	3		69	5	8	794		0	528	597	0	0	0
Tâche 23	22 21		31	7	9	423		1	597	629	0	0	0
Tâche 24	23		49	6	50	3664	12 14	2	629	680	680	0	0
Tâche 25	24		53	45	7	598		2	692	747	0	0	0
Tâche 26	4 13 17 20 25		0	0	0	0			747	747	0	0	0
33816								0	754		0	0	54

Taux d'intérêt : 0,0005

Figure 8 – Nouvelle table

Dans cet exemple, le doublement de la durée de la tâche 16 et la multiplication par 5 de son coût initial, par rapport à la figure 7, conduisent à une légère dégradation des résultats globaux et au non-respect d'une contrainte de date d'achèvement au plus tard (tâche 19).

La capacité de simulation de l'outil peut être également utilisée pour obtenir les résultats sous la forme de statistiques comme ceux présentés en figure 9 (la durée et le coût initial de la tâche 16 sont modélisés dans cet exemple par des lois uniformes). De même, des aléas multiples, identifiés au cours d'une analyse de risques, peuvent être simulés simultanément afin de crédibiliser les estimations globales du projet, en coût et délai.

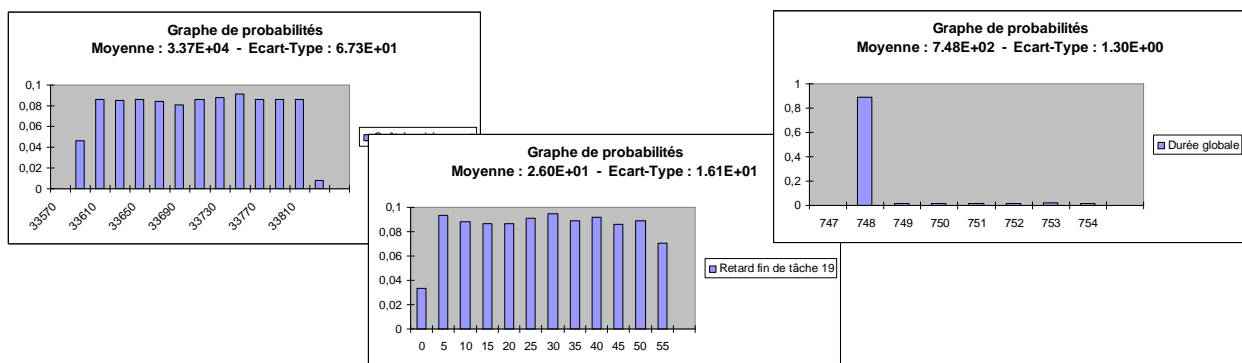


Figure 9 – Résultats statistiques

Conclusion

L'emploi de l'outil générique d'optimisation GEN CAB pour résoudre des problématiques d'ordonnancement s'est révélé efficace, notamment en raison de la souplesse offerte à l'utilisateur pour 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 fixant les différents paramètres et variables déjà réalisés.

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

Cependant, 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 donc son rôle d'analyste et peut toujours demander à l'outil de tenter d'améliorer une solution pressentie.

Par ailleurs, un minimum de développement additionnel (sous forme de macro-fonctions) est apparu nécessaire pour améliorer l'interface utilisateur de cette application spécifique et répondre aux diverses demandes qui se sont exprimées au cours de l'analyse du besoin.

Références :

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