



HAL
open science

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes à base de colonies de fourmis : une approche intégrée appliquée à la gestion des risques dans les projets d'ingénierie système

Majda Lachhab

► To cite this version:

Majda Lachhab. Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes à base de colonies de fourmis : une approche intégrée appliquée à la gestion des risques dans les projets d'ingénierie système. Autre. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, 2018. Français. NNT : 2018INPT0141 . tel-04215395

HAL Id: tel-04215395

<https://theses.hal.science/tel-04215395>

Submitted on 22 Sep 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (Toulouse INP)

Discipline ou spécialité :

Genie industriel

Présentée et soutenue par :

Mme MAJDA LACHHAB

le vendredi 7 décembre 2018

Titre :

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes à base de colonies de fourmis : une approche intégrée appliquée à la gestion des risques dans les projets d'ingénierie système.

Ecole doctorale :

Systèmes (Systèmes)

Unité de recherche :

Laboratoire de Génie de Productions de l'ENIT (E.N.I.T-L.G.P.)

Directeur(s) de Thèse :

M. THIERRY COUDERT

M. CÉDRICK BELER

Rapporteurs :

M. ALI SIADAT, ENSAM - ARTS ET METIERS PARISTECH

M. FRANCK MARLE, ECOLE CENTRALE PARIS

Membre(s) du jury :

M. ERIC BONJOUR, UNIVERSITÉ LORRAINE, Président

M. CÉDRICK BELER, ECOLE NATIONALE D'INGENIEUR DE TARBES, Membre

Mme IOANA DENIAUD, UNIVERSITE DE STRASBOURG, Membre

M. THIERRY COUDERT, ECOLE NATIONALE D'INGENIEUR DE TARBES, Membre

REMERCIEMENTS

Cette aventure formidable et enrichissante de recherche a été menée au sein de l'équipe Systèmes Décisionnels et Cognitifs (SDC) du Laboratoire Génie de Production (LGP) de l'École Nationale d'Ingénieurs de Tarbes (ENIT), dans le cadre de l'École Doctorale Systèmes (EDSYS). J'aimerais donc profiter de ces quelques lignes pour exprimer ma gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, m'ont supporté, accompagné et conseillé afin de concrétiser ce projet de thèse de longue haleine. Cette formation par la recherche m'a permis de compléter mon parcours académique et de développer des compétences disciplinaires et transversales qui vont sans doute me servir tout au long de ma carrière professionnelle.

Je tiens tout d'abord à remercier vivement mes encadrants de thèse pour la confiance qu'ils m'ont accordée tout au long de ces trois années de thèse : M. Thierry Coudert, directeur de thèse et M. Cédric Béler, co-directeur de thèse. Leurs conseils avisés, leurs encouragements, leurs réactivités, ainsi que leur disponibilité permanente m'ont énormément aidé à élaborer ce travail de thèse dans les meilleures conditions possibles. J'ai vraiment apprécié de travailler avec eux notamment pour leurs qualités humaines, professionnelles et scientifiques.

Je remercie également toutes les personnes qui ont accepté d'évaluer mes travaux de recherche et de participer à mon jury de thèse. Je voudrais donc remercier M. Eric Bonjour d'avoir accepté de présider mon jury de thèse. Je remercie aussi M. Franck Marle et M. Ali Siadat qui m'ont fait l'honneur d'être rapporteurs de ma thèse. J'associe à ces remerciements Mme. Ioana Deniaud pour avoir accepté de participer au jury de thèse en tant qu'examinatrice. Leurs remarques constructives et leurs suggestions intéressantes m'ont permis d'envisager de nouvelles pistes pour mes travaux de recherche.

Comment ne pas remercier tous mes collègues du LGP, les anciens et les futurs docteurs ainsi que quelques permanents avec qui j'ai pu passer de bons moments de partage et de convivialité. Par la même occasion, j'aimerais remercier aussi tous mes amis(es) que je connais depuis toujours et, tous ceux et celles que j'ai rencontré récemment et avec qui j'ai eu de belles aventures, surtout de voyage !

Au titre personnel, je dédie ce mémoire de thèse à ma mère, ma source d'inspiration et à qui je dois ma vie et toute mon existence. Merci d'avoir été toujours là pour moi dans le meilleur et dans le pire et, de m'avoir toujours soutenu dans tous mes choix de vie. Tes prières et tes encouragements inconditionnels m'ont énormément aidé à surmonter toutes les épreuves

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

difficiles et à être à la hauteur de tes attentes. Je remercie aussi tous mes proches et, plus particulièrement, mon frère pour son soutien permanent malgré la distance ! Je te souhaite un avenir radieux et très prospère.

Pour finir, j'adresse une énorme pensée à mon père qui nous a quitté plus tôt et qui devrait être fier de sa fille unique depuis le ciel :-)

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS	1
TABLE DES MATIERES	4
INTRODUCTION GENERALE.....	8
CHAPITRE I. CONTEXTE DE RECHERCHE ET PROPOSITION D'UN CADRE DE TRAVAIL	14
I.1. Introduction	15
I.2. L'ingénierie système	15
I.2.1. Introduction à la notion de système	16
I.2.2. Présentation de l'ingénierie système	18
I.2.3. Le processus d'ingénierie système	22
I.2.4. Synthèse.....	25
I.3. Le Management de projet.....	25
I.3.1. Introduction à la notion de projet.....	26
I.3.2. Le management de projet : présentation et définitions.....	30
I.3.3. Le processus de management de projet	34
I.3.4. Management de projet et management de l'ingénierie système	40
I.3.5. Synthèse.....	41
I.4. Problématique générale	42
I.5. Proposition d'un cadre de travail	44
I.5.1. Le modèle de projet	44
I.5.2. Le processus général.....	45
I.5.3. Synthèse et définition de la problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes	49
I.6. Conclusion.....	51
CHAPITRE II. OPTIMISATION MULTI-OBJRCTIF PAR COLONIES DE FOURMIS ET INCERTITUDES	55
II.1. Introduction.....	56
II.2. Généralités sur l'optimisation combinatoire.....	56
II.2.1. Problèmes d'optimisation combinatoire.....	57

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

II.2.2. Théorie de la complexité d'un problème.....	58
II.2.3. Les méthodes métaheuristiques.....	59
II.2.4. Optimisation multi-objectif.....	61
II.2.5. Dominance, Pareto-optimalité et front de Pareto.....	63
II.2.6. Synthèse.....	64
II.3. Optimisation multi-objectif par colonies de fourmis.....	65
II.3.1. Analogie biologique.....	65
II.3.2. La métaheuristique ACO.....	67
II.3.3. Quelques variantes de l'algorithme ACO.....	69
II.3.4. Algorithmes ACO pour les problèmes multi-objectif.....	74
II.3.5. Intérêt du choix des ACO pour notre problématique.....	75
II.3.6. Synthèse.....	78
II.4. Optimisation multi-objectif sous incertitudes.....	79
II.4.1. Différents cadres de modélisation des incertitudes.....	79
II.4.2. Optimisation sous incertitudes.....	81
II.4.3. Application à notre problème d'optimisation.....	82
II.5. Conclusion.....	83
CHAPITRE III. OUTIL D'AIDE A LA DECISION MULTICRITERE SOUS INCERTITUDES A BASE D'ACO.....	86
III.1. Introduction.....	87
III.2. Modèle de graphe de projet.....	88
III.3. Approche de résolution à trois dimensions.....	90
III.3.1. Evaluation des performances d'un scénario sous incertitudes.....	90
III.3.2. Algorithme d'optimisation MONACO.....	92
III.3.3. Description de l'algorithme.....	95
III.3.4. Expérimentations, résultats et discussion.....	97
III.3.5. Synthèse.....	106
III.4. Approche de résolution à deux dimensions.....	107
III.4.1. Modélisation des incertitudes à l'aide de distributions de probabilités.....	107
III.4.2. Probabilité de Pareto-dominance.....	112
III.4.3. Algorithme d'optimisation MOPACO.....	117
III.4.4. Description de l'algorithme.....	119
III.4.5. Expérimentations, résultats et discussion.....	121

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

III.4.6. Synthèse	124
III.5. Conclusion	125
CONCLUSION ET PERSPECTIVES	128
LISTE DES FIGURES	134
LISTE DES TABLEAUX.....	136
PRODUCTIONS SCIENTIFIQUES LIEES A LA THESE	137
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	138
ANNEXES	158

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

INTRODUCTION GENERALE

1. Contexte

Dans un environnement à forte compétitivité, de nombreuses entreprises investissent dans des projets de conception et de réalisation de nouveaux produits ou systèmes afin de répondre efficacement aux demandes des clients. Les activités liées à la conception et à la réalisation de ces systèmes sont des activités industrielles qui sont complexes à gérer dans un marché très compétitif. De plus, le niveau de risque élevé des projets d'ingénierie système et la difficulté de gérer les différentes décisions de l'ensemble des acteurs du projet sont des facteurs qui tendent à augmenter cette complexité.

Durant la dernière décennie, des travaux ont permis d'étudier les interactions entre processus de conception ou d'ingénierie système et de planification ou de management de projet (Abeille, 2011) (Coudert et al., 2011) (Vareilles et al., 2012). Dans ces travaux, il a été mis en évidence qu'une bonne intégration avec un fonctionnement efficace était possible à condition de mettre en œuvre des mécanismes de couplage entre les différents processus impliqués (Vareilles et al., 2015). La structure du système peut être développée conjointement avec la structure du projet en mettant en place ces points de couplage étroits. De plus, le guide Systems Engineering Body of Knowledge (SEBOK, 2014) évoque la nécessité d'avoir un chevauchement entre l'ingénierie système et le management de projet en considérant tous les points en commun entre ces deux disciplines (Figure 1).

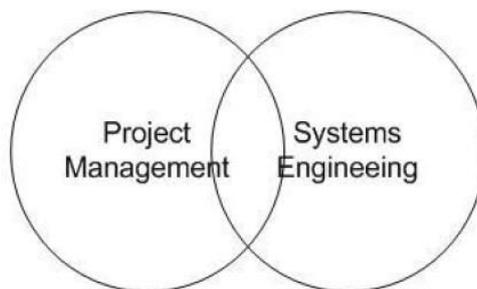


Figure 1. Chevauchement entre le management de projet et l'ingénierie système (SEBOK, 2014)

Par ailleurs, le guide Project Management Body of Knowledge (PMBOK, 2013) décrit les processus de management de projet en considérant tous les aspects techniques comme des entrées pour le projet. Le processus de management des risques est également très important dans ces standards. Cependant, la gestion des risques est généralement un processus qui est mis en œuvre a posteriori, lorsque la structure du système à délivrer est connue et que les tâches

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

permettant sa réalisation ont été spécifiées (Ayachi et al., 2018). De plus, que ce soit en ingénierie système ou en management de projet, très tôt dans les processus de conception et de réalisation d'un système satisfaisant toutes les exigences, de nombreux choix sont possibles. Par exemple, il peut s'agir de choix de structure pour le système, de composants, de technologies, de ressources, de tâches de réalisation ou de sites de production. En pareil cas, il est opportun d'être en mesure de confronter les différents choix possibles afin de déterminer une solution optimale à planifier et à mettre en œuvre. Cependant, le fait d'optimiser ces choix sachant que de nombreux risques peuvent apparaître en impliquant de nombreuses incertitudes est un problème à part entière.

Notre travail s'attache donc à proposer un processus intégré et des outils permettant de réaliser cette optimisation le plus tôt possible dans un processus d'ingénierie système.

2. Problématique

Dans ce contexte, nous considérons qu'il est important de mettre en place un guide destiné aux industriels afin de les aider dans leurs processus de conception et de réalisation de systèmes innovants et complexes. Ainsi, il est nécessaire de disposer d'un processus général et intégré, basé sur les standards industriels existants et permettant à tous les acteurs de l'ingénierie système et de management de projet de travailler de manière collaborative et concertée. Le processus intégré doit permettre également le bon déroulement du projet et l'atteinte des objectifs en termes de coût et de durée tout en anticipant les risques et leurs impacts sur ces objectifs. Par conséquent, à partir d'un tel processus, nous souhaitons construire, au plus tôt et de manière collaborative, l'espace des solutions possibles avec leurs incertitudes afin d'optimiser tous les choix de conception et de réalisation du système en tenant compte de ces incertitudes.

Ainsi, le premier objectif consiste à définir un modèle de projet intégré permettant de rassembler l'ensemble des choix possibles identifiés par les différents acteurs et parties prenantes du projet. Ce modèle de projet doit permettre d'intégrer tous les éléments contribuant à la construction de l'espace des solutions possibles (ou scénarios de projet). Il doit inclure tous les choix de conception et les tâches de réalisation qui leur sont associés avec les estimations de coûts, de durées et d'incertitudes sur les valeurs de ces deux critères. Ces incertitudes doivent représenter les impacts des risques sur les objectifs du projet (coût, durée).

Un second objectif plus global consiste à proposer un processus intégré qui permet de fournir un système qui correspond aux attentes des clients et qui facilite le travail collaboratif entre tous

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

les acteurs et toutes les parties prenantes du projet. Le processus intégré doit permettre à ces derniers de sélectionner, au plus tôt, un scénario de projet optimal en termes de coût et de durée tout en tenant compte des incertitudes sur ces deux critères. Ce scénario devra ensuite être planifié puis réalisé. Le processus intégré doit comporter un outil d'aide à la décision multicritère permettant d'optimiser la sélection de scénarios sous incertitudes dans un modèle de projet contenant toutes les alternatives de choix de conception et de réalisation d'un nouveau système. Nous précisons les contributions de la thèse dans la section suivante.

3. Contributions de la thèse

Nous proposons dans cette thèse une approche globale où les processus d'ingénierie système et de management de projet (y compris les processus de management des coûts, des délais et des risques) sont articulés efficacement. Nous proposons d'instrumenter le couplage de ces domaines au moyen d'un processus intégré comportant un outil d'aide à la décision multicritère basé principalement sur des techniques d'optimisation combinatoire. Le processus intégré permet à tous les acteurs du projet de travailler sur un modèle commun et capable de fédérer tous les points de vues des différents acteurs impliqués. Ce modèle est un graphe de projet résultant de cette intégration. Il fédère tous les scénarios établis conjointement par tous les acteurs des processus et les différentes parties prenantes. Il contient également des informations sur les impacts des risques susceptibles d'apparaître lors de la réalisation des tâches, modélisés à l'aide d'incertitudes sur les valeurs de coûts et de durées. La définition du graphe de projet est basée également sur l'exploitation de connaissances expertes et d'expériences capitalisées à partir du retour d'expérience sur les projets antérieurs similaires (Figure 2). Basée sur ce modèle, l'optimisation de la sélection de scénarios est réalisée en utilisant un outil d'aide à la décision multicritère qui permet de construire un panel de solutions Pareto-optimales en tenant compte des incertitudes sur les objectifs du projet (coût et durée). A partir de ce panel, un scénario est sélectionné afin qu'il soit planifié puis réalisé.

L'outil d'aide à la décision multicritère que nous proposons est basé sur la méthode d'optimisation métaheuristique *Ant Colony Optimization* (ACO) ou algorithme des fourmis. L'algorithme d'optimisation multi-objectif ACO standard est modifié afin de gagner en efficacité grâce à un mécanisme d'apprentissage. Les objectifs à minimiser sont le coût global du projet et sa durée totale de réalisation en tenant compte des incertitudes sur les valeurs de ces critères.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

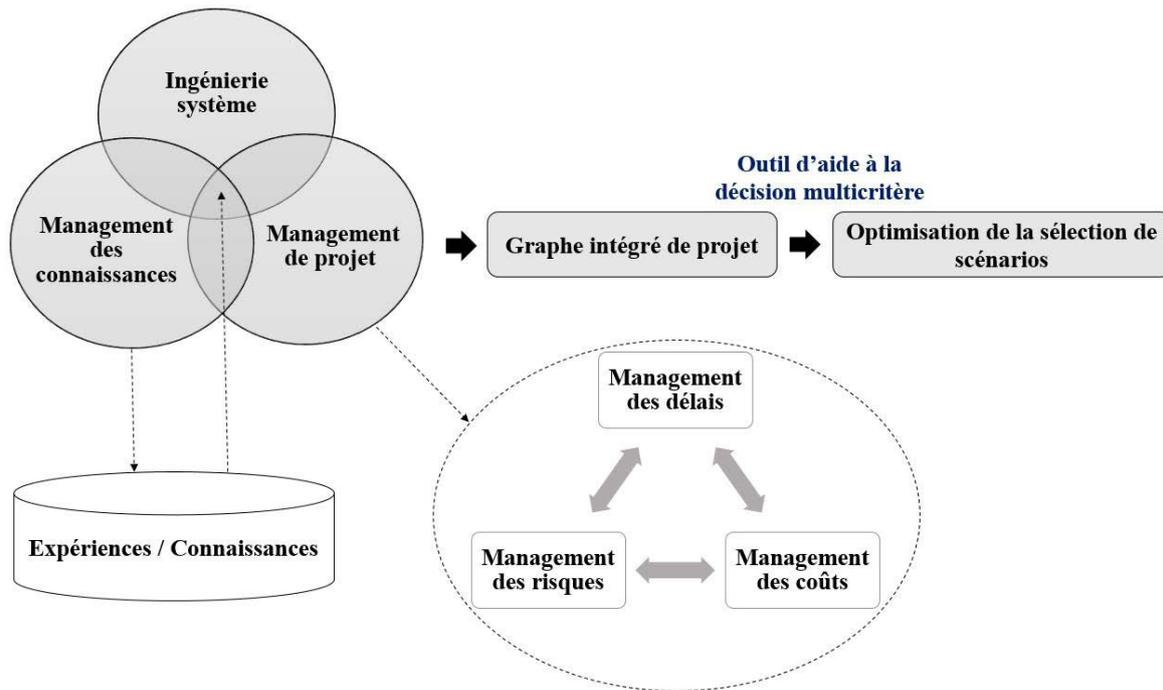


Figure 2. Description générale du problème

Ainsi, nos contributions se résument de la manière suivante : nous proposons dans cette thèse de définir un processus intégré d'ingénierie système et de management de projet permettant la construction de manière collaborative d'un modèle de projet. Le processus intégré nécessite d'optimiser les choix possibles au plus tôt et en tenant compte de l'impact des risques. Il est donc aidé par un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes à base d'un algorithme de colonies de fourmis dont le fonctionnement est amélioré par une technique d'apprentissage

Nous détaillons le plan général de lecture de ce mémoire de thèse dans la section suivante.

4. Plan de la thèse

Ce mémoire de thèse est structuré en trois chapitres.

Dans le **premier chapitre**, les différents concepts liés à l'ingénierie système, au management de projet et à leurs différents sous-processus sont présentés. L'analyse des processus d'ingénierie système et de management de projet permet de définir ensuite la problématique générale d'intégration des processus d'ingénierie système et de management de projet. Nous proposons à la fin de cette problématique, le cadre général de la thèse qui repose sur l'adaptation de modèles et de standards industriels existants afin de proposer notre propre processus intégré. Nous concluons ce chapitre par la présentation détaillée de notre problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Le **deuxième chapitre** est consacré à l'optimisation multi-objectif sous incertitudes. Les différents éléments de base liés à l'optimisation combinatoire et multi-objectif sont décrits. Nous nous focalisons ensuite sur l'optimisation par colonies de fourmis avant de justifier le choix de cette métaheuristique par rapport à notre problématique d'optimisation de la sélection de scénarios de projet. Nous présentons également les différents cadres de modélisation des incertitudes et les principales approches d'optimisation sous incertitudes avant d'introduire celles adoptées dans le prochain chapitre.

Le **dernier chapitre** constitue le cœur de notre contribution vis-à-vis de la problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes. Nous décrivons notre outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes. Cet outil est basé sur la métaheuristique ACO et permet d'optimiser la sélection de scénarios de projet sous incertitudes. Le traitement de notre problématique d'optimisation est basé sur deux approches. Une première approche à trois dimensions où l'incertitude globale liée au projet est considérée comme un troisième objectif à part entière au côté du coût total et de la durée globale du projet. Une seconde approche à deux dimensions (coût, durée) consiste à modéliser les incertitudes sur les valeurs de coûts et de durées sous formes de distributions de probabilités. Des expérimentations sont réalisées sur des instances différentes de modèles de graphe de projet afin de tester les deux approches et de conclure sur les avantages et les inconvénients de chacune d'elles.

Enfin, le dernier chapitre permet de conclure et de faire le bilan des travaux réalisés et de proposer quelques perspectives de recherche.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

CHAPITRE I. CONTEXTE DE RECHERCHE ET PROPOSITION D'UN CADRE DE TRAVAIL

I.1. Introduction	15
I.2. L'ingénierie système	15
I.2.1. Introduction à la notion de système	16
I.2.2. Présentation de l'ingénierie système	18
I.2.3. Le processus d'ingénierie système	22
I.2.4. Synthèse	25
I.3. Le Management de projet.....	25
I.3.1. Introduction à la notion de projet.....	26
I.3.2. Le management de projet : présentation et définitions	30
I.3.3. Le processus de management de projet	34
I.3.4. Management de projet et management de l'ingénierie système	40
I.3.5. Synthèse	41
I.4. Problématique générale	42
I.5. Proposition d'un cadre de travail	44
I.5.1. Le modèle de projet	44
I.5.2. Le processus général.....	45
I.5.3. Synthèse et définition de la problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes	49
I.6. Conclusion.....	51

I.1. Introduction

Une concertation permanente et outillée entre ingénieurs système, managers de projet et autres acteurs et parties prenantes est nécessaire pour répondre efficacement aux demandes des clients. Cela permet de maîtriser le coût et la durée du projet tout en ayant une bonne visibilité sur les risques potentiels et leurs impacts sur ces critères. Pour cela, les entreprises ont besoin de processus standardisés qui permettent de favoriser la communication et la collaboration entre les différents acteurs et parties prenantes du projet (Lachhab et al., 2018a).

Ainsi, l'objectif de ce chapitre est de proposer un cadre général d'intégration des processus d'ingénierie système et de management de projet, destiné aux entreprises, afin de les aider dans la gestion de leurs processus de conception et de réalisation de produits ou systèmes complexes. A cet effet, les différents concepts liés aux domaines de l'ingénierie système et du management de projet sont définis dans les prochaines sections de ce chapitre avant d'introduire les différents processus industriels standards et leurs éléments clés. L'analyse de ces standards va nous permettre de définir notre propre processus intégré de management de projet et d'ingénierie système ainsi que le modèle de projet résultant de cette intégration. Ce processus intégré et le modèle de projet résultant vont constituer notre cadre de travail dans lequel notre problématique d'optimisation sous incertitudes est définie.

Dans ce chapitre, dans la section 1.2, nous débutons par une présentation des concepts clés de l'ingénierie système. Ensuite, dans la section 1.3, nous présentons ceux liés au management de projet et à ses nombreux sous-processus. L'analyse de ces standards et de leurs interactions nous permet de définir, dans la section 1.4, la problématique générale de nos travaux. La section 1.5 permet de présenter le modèle de projet et le processus général permettant l'intégration de l'ingénierie système et du management de projet. Dans ce contexte, nous présentons également la problématique détaillée de l'optimisation multi-objectif sous incertitudes qui constitue le cœur de notre travail. Dans la section 1.6, nous concluons sur le cadre général de travail proposé et présentons le plan de lecture détaillé de la suite de la thèse.

I.2. L'ingénierie système

La définition de la notion de système est primordiale dans cette section puisque le système représente une composante clé et intrinsèque de l'ingénierie système. En effet, les systèmes sont omniprésents dans notre vie quotidienne. Ils sont tangibles en ce qu'ils existent dans les produits que nous utilisons, les technologies que nous employons et dans le tissu de la société

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(INCOSE, 2007). C'est dans cette optique que nous avons consacré la sous-section I.2.1 à la notion de système dans son environnement ainsi qu'à la définition de la complexité qui découle des différentes interactions entre les éléments du système au sein de cet environnement.

I.2.1. Introduction à la notion de système

Un système est défini comme la combinaison d'éléments qui sont en interaction et organisés pour atteindre un ou plusieurs résultats déclarés (ISO/IEC, 2002) (Von Bertalanffy, 1968). Pour (Dori, 2002), un système est un objet porteur de valeur. La valeur ajoutée par le système dans son ensemble, au-delà de celle apportée indépendamment par chacun de ses éléments, est principalement créée par la relation entre ces éléments, c'est-à-dire la manière dont ils sont interconnectés (Maier et al., 2000). Un système est défini aussi comme étant un ensemble de composants conçus pour accomplir un objectif particulier conformément à un plan (Johnson et al., 1963). Une autre définition consiste à caractériser un système comme un ensemble de concepts et/ou d'éléments utilisés pour satisfaire un besoin (Miles, 1973). La conception d'un système peut alors être réalisée en considérant toutes les combinaisons de technologies et de personnes qui interagissent pour atteindre un objectif défini pour une ou plusieurs parties prenantes (Hitchins, 2009) (INCOSE, 2012).

Pour nous, la définition retenue d'un système est celle donnée par (INCOSE, 2007) qui considère le système comme un ensemble intégré d'éléments, de sous-systèmes ou d'ensembles qui accomplissent un objectif défini. Ces éléments comprennent des produits (matériel, logiciel, micrologiciel), des processus, des personnes, des informations, des techniques, des installations, des services et d'autres éléments de support. Un sous-système est un ensemble intégré de composants permettant de remplir une fonction propre et clairement distincte, impliquant des compétences techniques similaires ou faisant appel à un fournisseur distinct.

En ingénierie système, un système est conçu pour être utilisable et adaptable à des changements d'environnement (AFIS, 2009). Par ailleurs, tout système concerné par l'ingénierie système ne peut être isolé ni dans l'espace ni dans le temps. Il est toujours en interaction de façon directe ou indirecte avec son environnement externe ou avec d'autres systèmes (Bonjour et al., 2009) (ISO/IEC, 2002) comme le montre la Figure 3. En effet, selon (AFIS, 2009), il existe deux types d'environnements du système : l'environnement direct et l'environnement indirect. L'environnement direct est celui qui interagit directement avec le système en étant susceptible de l'influencer. Les éléments du système sont alors en interaction avec les éléments de l'environnement par le biais des interfaces avec les humains et les autres

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

systèmes. Les interfaces peuvent être internes, c'est-à-dire qu'elles assurent les interactions avec des humains (opérateur, responsable de la maintenance, etc.), avec des éléments du système (comme les fils, les actionneurs, le circuit hydraulique, le circuit pneumatique, etc.) ou avec les autres systèmes de l'environnement. Les interfaces peuvent également être externes, c'est-à-dire entre le système et tout ce qui est externe à ce système (comme les interférences électromagnétiques, les radiations, etc.). Quant à l'environnement indirect, il est influencé par le système qui peut avoir des impacts indirects à long terme sur cet environnement. A cet effet, l'analyse de l'environnement devient primordiale pour étudier notamment les impacts (pouvant être positifs ou négatifs) du système sur l'environnement et vice versa. Par exemple, l'existence du système est susceptible d'avoir des conséquences écologiques, sociales ou économiques sur l'environnement externe comme il peut être soumis à des contraintes liés aux réglementations, aux législations du travail, à des organisations de défense de l'environnement, etc.

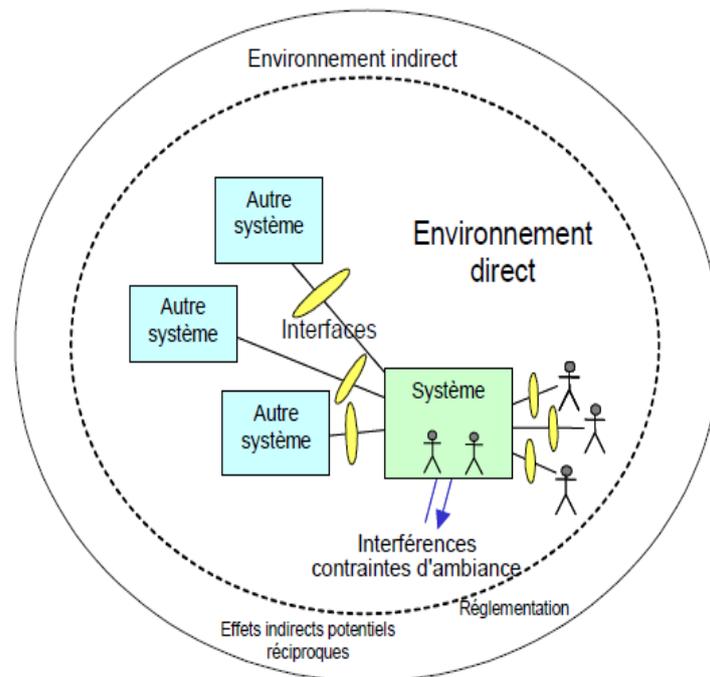


Figure 3. Le système en interaction avec son environnement (AFIS, 2009)

La décomposition d'un système se réalise itérativement en sous-systèmes jusqu'à l'atteinte des composants finals qu'ils soient déjà existants ou bien réalisables (en interne ou en externe). Ce système doit être en mesure de répondre à l'ensemble des exigences issues des multiples parties prenantes (utilisateur, opérateur, investisseur, client, maître d'ouvrage, maître d'œuvre, développeur, entreprise, etc.) tout en respectant les différentes contraintes techniques et économiques (AFIS, 2005). La décomposition du système permet alors la définition de son architecture à partir de ses constituants et leurs interactions pour procéder par la suite à sa

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

réalisation (production). Ainsi, chaque structure du système a une hiérarchie de projet qui lui est associée (AFIS, 2004) comme indiqué dans la Figure 4. La relation système-projet va être décrite plus en détail dans la sous-section I.3.3.

Les différentes interactions fonctionnelles entre les éléments d'un système sont l'un des facteurs majeurs qui augmentent sa complexité. En effet, les interactions entre les différents éléments ajoutent une complexité supplémentaire indépendamment de la taille puisque le comportement du système après l'intégration de tous ces éléments n'est pas complètement contrôlé.

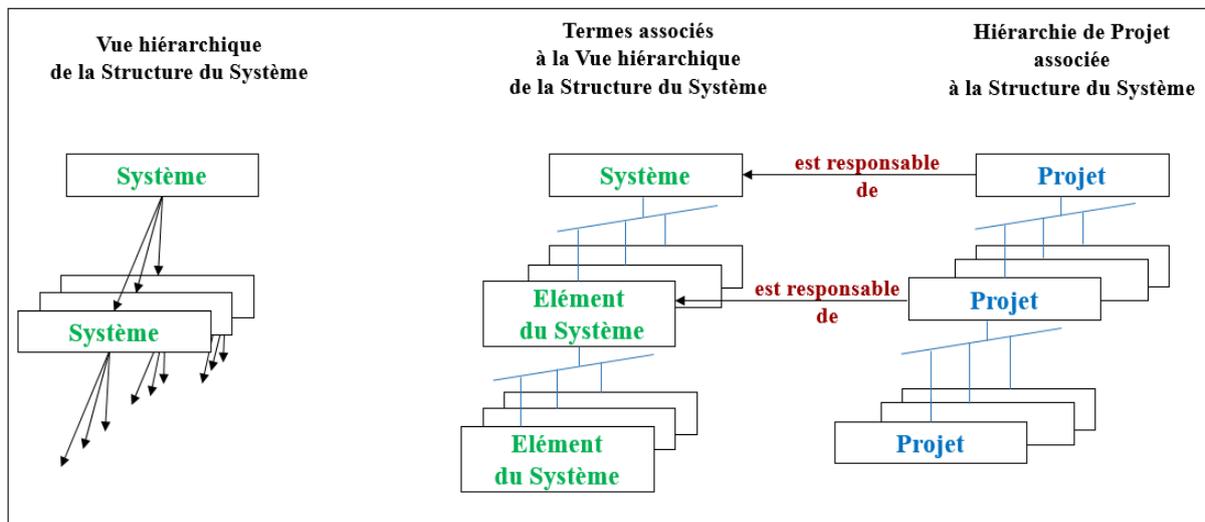


Figure 4. Décomposition hiérarchique de systèmes et de projets, adapté de (AFIS, 2004)

Selon (Vosgien, 2015), il existe deux types de complexités pouvant caractériser un système : une complexité statique, caractérisée par le nombre d'interactions entre les constituants du système (croissance exponentielle en fonction du nombre d'interactions) et une complexité dynamique, caractérisée par la dynamique des interactions entre les constituants du système dans ses différents états opérationnels et le nombre d'exigences fonctionnelles pluridisciplinaires à remplir. Enfin, la complexité provient également *du nombre important de compétences multidisciplinaires à mettre en œuvre ou encore du nombre de sous-traitants et partenaires industriels intervenants dans le processus d'acquisition* (AFIS, 2011).

I.2.2. Présentation de l'ingénierie système

Cette partie offre un panorama de l'ingénierie système en commençant par un aperçu des origines de cette discipline, les différentes normes et standards la supportant ainsi que quelques définitions de l'ingénierie système et de ses composantes clés. Enfin, une discussion sur l'ensemble des enjeux à laquelle devrait répondre l'ingénierie des systèmes complexes et ses

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

diverses applications est présentée à la fin de cette sous-section afin de montrer le besoin de processus intégrés ainsi que de la diversité des choix possibles au plus tôt dans ces processus.

I.2.2.1. Histoire et origines

La naissance de l'ingénierie système date des années 1940/1950 avec l'apparition du premier système de défense de l'espace aérien aux États-Unis par le laboratoire Bell (Mauborgne, 2016). Pour cadrer les missions militaires et spatiales, le département de la défense américaine a édité le premier standard d'ingénierie MIL-STD- 499 en 1969 et qui a été mis à jour et republié en 1974 en tant que **MIL-STD-499A** (MIL-STD-499A, 1974). Ce standard a été utilisé par des entreprises américaines qui travaillent pour des missions militaires et spatiales.

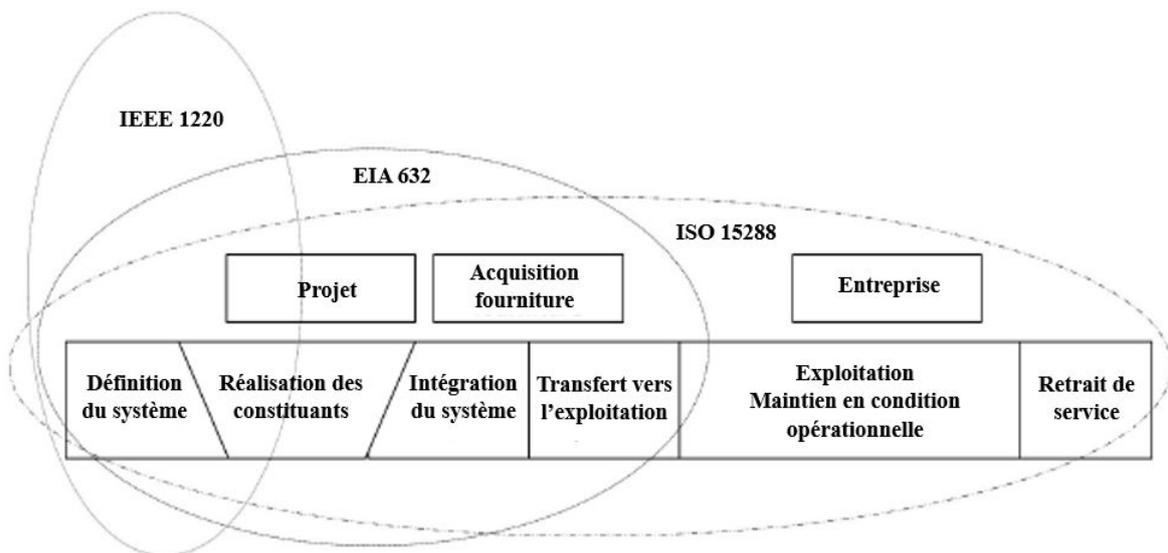


Figure 5. Normes principales en ingénierie système (AFIS, 2007)

En 1994, le département de la défense américaine a décidé de ne plus développer de standards militaires en les transformant en de simples guides vu le besoin de définir des systèmes ayant des cycles de vie adaptés à des contextes différents (Faisandier, 2014). Ainsi, trois normes générales d'ingénierie système provenant des organismes internationaux ont été élaborées afin de couvrir tout ou partie du cycle de vie d'un système en allant de l'émergence de son besoin jusqu'à son retrait de service comme le montre la Figure 5. Ces normes (standards) sont : IEEE 1220, EIA 632 et ISO 15288 et sont décrites dans (Vosgien, 2015) comme suit :

- **la norme IEEE 1220** se focalise uniquement sur l'aspect management du système (IEEE, 2005) ;
- **la norme ANSI / EIA 632** fournit un ensemble intégré de processus fondamentaux pour aider un développeur dans l'ingénierie ou la réingénierie d'un système (ANSI,1999) (EIA, 2003) ;

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

- **la norme ISO 15288** est plus générale car elle permet d'établir un cadre commun pour la description du cycle de vie des systèmes (ISO, 2008).

Outre les organismes de normalisation internationaux, s'ajoute la première association mondiale d'ingénierie système INCOSE (International Council on Systems Engineering) qui a été fondée pour développer et diffuser les principes interdisciplinaires et les pratiques qui permettent la réalisation de systèmes efficaces. INCOSE a édité la première version de son manuel (Systems Engineering Handbook) en 1998. Ce manuel, n'étant pas considéré comme un standard, sert comme un document de référence puisqu'il rassemble les normes d'ingénierie système existantes et les bonnes pratiques pour relever les défis sociétaux et techniques complexes faisant progresser les approches systémiques.

Enfin, le besoin de la reconnaissance de la discipline de l'ingénierie système en tant qu'un métier à part entière dans le monde industriel et académique a été le facteur principal qui a mené trois organismes internationaux à lancer en 2009 une initiative internationale. Le guide SEBOK¹ (SEBOK, 2014) est considéré comme un standard et une base des connaissances en ingénierie système, basé sur la communauté et régulièrement mis à jour. Cette base de référence renforce la compréhension mutuelle entre les nombreuses disciplines impliquées dans les systèmes de développement et d'exploitation.

I.2.2.2. Concepts et définitions

Selon le guide (SEBOK, 2014), l'ingénierie système est une approche interdisciplinaire et un moyen permettant la réalisation de systèmes performants. Les systèmes performants doivent satisfaire les besoins des clients, des utilisateurs et les autres parties prenantes. Elle se concentre sur la définition des besoins des clients et des fonctionnalités requises au début du cycle de développement, en documentant les exigences, puis en procédant à la synthèse de la conception et à la validation du système tout en considérant le problème complet. L'ingénierie système considère à la fois les besoins commerciaux et techniques de tous les clients dans le but de fournir un produit de qualité répondant aux besoins des utilisateurs (site INCOSE).

Certains composants clés de l'ingénierie système sont mis en évidence dans la Figure 6 et comprennent, selon le guide (SEBOK, 2014), le système et son environnement (déjà décrits en détail dans la sous-section I.2.1), le client et l'ingénieur système avec son équipe de développement. En effet, le système est une combinaison d'éléments qui interagissent entre eux

¹ Le guide SEBOK est aussi accessible gratuitement via l'url www.sebokwiki.org (site SEBOK).

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

pour accomplir un objectif. Le système interagit aussi avec son environnement (autres systèmes, utilisateurs, environnement naturel). Quant à l'ingénieur système, il a pour rôle de soutenir l'approche interdisciplinaire de l'ingénierie système en traduisant les besoins des clients en spécifications afin qu'ils soient réalisés par l'équipe de développement du système. Le cycle de vie d'un système comporte les processus de l'ingénierie système : la conception du système, son intégration, son déploiement, son utilisation et enfin son démantèlement. L'ingénieur système a pour mission alors d'analyser, spécifier, concevoir et vérifier le système pour s'assurer que ses caractéristiques fonctionnelles, d'interface, de performance, physiques et son coût sont équilibrés pour répondre aux besoins des parties prenantes.

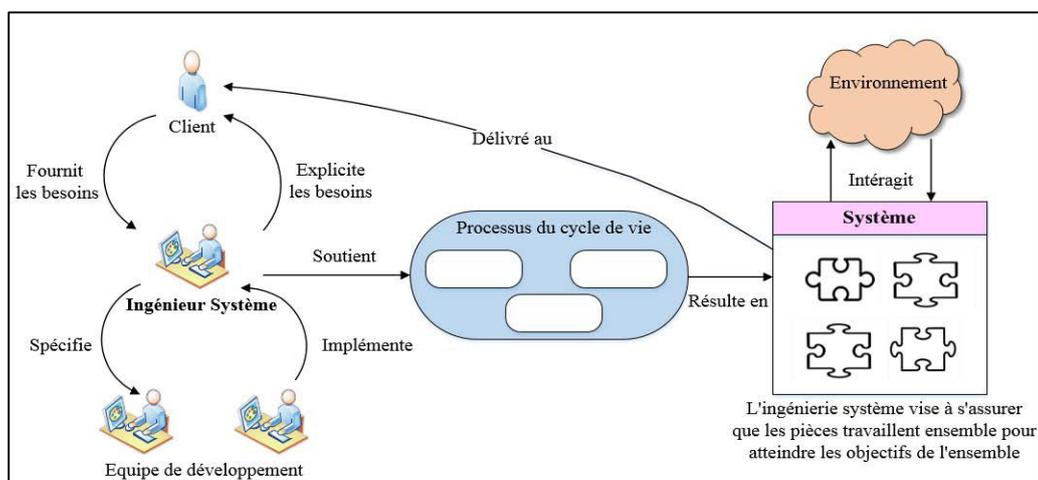


Figure 6. Les composants clés de l'ingénierie système, adapté de (SEBOK, 2014)

I.2.2.3. Enjeux et avantages

Le grand enjeu des industriels est la maîtrise des systèmes complexes dans le marché mondial des grands systèmes quel que soit leurs domaines d'application (énergie, santé, défense, espace, transports, etc.) (AFIS, 2011). Dans (Sheard et al., 2009), les auteurs considèrent que les systèmes concernés par l'ingénierie système sont par défaut complexes et nécessitent l'intervention des ingénieurs systèmes. Ils définissent le système complexe comme un ensemble de composants autonomes (agents individuels du système) et hétérogènes (ayant des caractéristiques différentes) dont les interactions importantes justifient sa complexité.

Dans (Beasley, 2017), les auteurs ont listé certains avantages potentiels de l'ingénierie système :

- recenser les différents points de vue des parties prenantes permet de comprendre le cycle de vie complet du système et d'aligner tous les intérêts ;

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

- structurer le système et concevoir ses éléments et ses sous-systèmes permet une optimisation globale et non partielle ;
- mettre l'accent sur les exigences assure la vérification et la validation de la solution (pour une mise en service sûre et fiable) ;
- reconnaître les problèmes clés, les incertitudes et les risques dans les premières phases du cycle de vie du système permet d'anticiper les problèmes de dépassement de coûts et de délais ;
- se concentrer sur la finalité plus que sur la solution objet uniquement.

Ces avantages sont très importants dans nos travaux. Ils vont servir de cadre à la définition de notre propre processus intégré. Dans la section suivante, nous présentons une définition des processus d'ingénierie système.

I.2.3. Le processus d'ingénierie système

Selon la norme ISO 9000:2000 (AFIS, 2004), un processus *est un ensemble d'activités corrélées ou interactives qui transforme des éléments d'entrée en éléments de sortie*. Ces éléments sont soit des objets matériels soit des données, soit les deux. Une définition plus complète d'un processus a été donnée par (Rousse, 2004) en le considérant comme *un ensemble d'activités, définissables et mesurables, enchaînées dans un ordre déterminé, ayant pour objet la production d'un résultat utile pour un client externe ou interne, qui utilisent des ressources pour transformer des éléments entrants en éléments sortants attendus par ce même client*.

Le processus décrit dans le guide SEBOK (SEBOK, 2014) unifie les représentations des processus d'ingénierie système issues des normes IEEE 1220, ANSI/EIA 632 et ISO 15288. Nous nous sommes donc basés sur cette représentation dans ce travail de thèse. Les activités sont représentées sous formes de sous-processus : le processus de définition du système, le processus de développement du système, le processus de production et d'utilisation, le processus de support et, enfin, le processus de démantèlement, de recyclage et de renouvellement (cf. Figure 7). Nous allons donc détailler brièvement le fonctionnement de chacun de ces sous-processus.

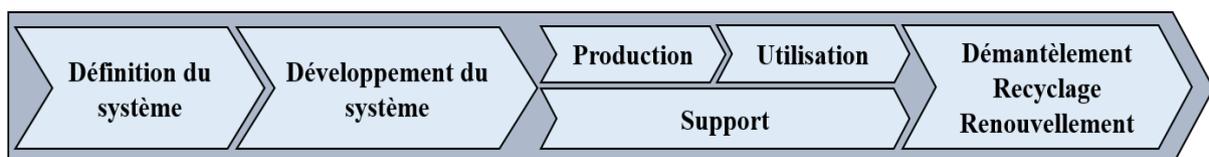


Figure 7. Représentation du processus d'ingénierie système, adapté de (Coudert, 2014)

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Le **processus de définition du système** consiste à décrire la mission du futur système et toutes les exigences nécessaires à sa mise en œuvre. Les activités de définition du système sont décrites en détail et elles regroupent l'ensemble des décisions découlant de la définition du concept (analyse des besoins et des exigences des parties prenantes), des exigences d'affaires (définition de l'articulation de la mission du système) et les exigences du système (description des fonctions que le système doit satisfaire dans son ensemble et toutes les exigences non fonctionnelles de sûreté, de sécurité et de fiabilité ce système). Les exigences d'affaire et du système sont étroitement liées et constituent une base de vérification dans les dernières phases du cycle de vie du système.

Le **processus de développement du système** consiste à analyser les exigences formalisées à l'étape précédente pour définir les éléments, les caractéristiques fonctionnelles et les propriétés du système. Il existe plusieurs représentations architecturales/vues du système. Ces représentations sont regroupées dans deux catégories : l'architecture logique et l'architecture physique. L'architecture logique prend en charge le fonctionnement logique du système tout au long de son cycle de vie (définition de modèles fonctionnels, comportementaux et temporels). Elle décrit sa structure à travers la définition de scénarios de fonctionnement qui peuvent être complétés par d'autres scénarios au fur et à mesure de la conception du système et de l'apparition de nouveaux choix techniques, des analyses de défaillances et de nouvelles exigences opérationnelles. L'architecture physique est en adéquation avec l'architecture logique en décrivant les composants et/ou les interfaces physiques permettant d'exécuter ses fonctions et les organiser en un modèle d'architecture physique. Le système est alors décomposé en sous-systèmes selon une méthode de décomposition descendante ce qui permet de construire l'architecture du système, appelée SBS (*System Breakdown Structure*). Chaque niveau de décomposition peut inclure des éléments de système qui sont non décomposables d'un point de vue technologique. Enfin, la dernière étape de ce processus permet d'effectuer une analyse quantitative des choix techniques réalisés pour déterminer les conformités avec les exigences. L'analyse du système permet de mettre à jour son architecture afin de le rendre le plus efficace possible. Elle comprend la modélisation et la simulation, l'analyse de l'efficacité, l'analyse des coûts et des risques techniques.

Le **processus de production** comprend des activités de réalisation qui permettent de créer et de tester les versions du système ayant déjà été spécifiées à l'étape précédente. En effet, ces activités comprennent celles requises pour construire le système (implémentation), intégrer ses éléments (intégration) et enfin s'assurer que le système répond aux besoins des parties prenantes

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(validation) et qu'il est conforme aux exigences et aux architectures physiques et logiques (vérification). Une fois que le système considéré est vérifié et validé grâce à des tests de fiabilité et de remplacement progressif de l'ancien système par un nouveau système (déploiement), il devient alors une entrée pour le processus d'utilisation afin qu'il soit mis en exploitation.

Le **processus d'utilisation** correspond à la phase d'exploitation du système par le client final où toutes les fonctionnalités développées sont implémentées. Ainsi, l'installation sur site, la vérification, l'intégration et les tests doivent être effectués pour s'assurer que le système est apte pour être mis dans un contexte opérationnel. Par ailleurs, l'utilisation du système comprend une évaluation continue de son efficacité opérationnelle, l'identification des différents risques opérationnels et l'évaluation des performances des actions requises pour maintenir son efficacité opérationnelle ou faire évoluer sa capacité à s'adapter dans un environnement changeant.

Le **processus de support** a pour mission d'assister les processus de production et d'utilisation. Les activités de support consistent à mesurer en temps réel les performances du système et à comparer les résultats de mesure obtenus aux spécifications (activité de supervision du système). Ce processus inclut aussi toute la documentation sur l'état du système, le signalement des dysfonctionnements (les données liées aux défaillances) et les recommandations d'amélioration (modification et/ou changement de certains composants lors d'actions correctives par exemple). Des activités de maintenance sont planifiées également pour maintenir la disponibilité opérationnelle du système grâce à des actions préventives et correctives. La mise en œuvre réussie de ces activités permet de développer une stratégie de maintenance du futur système, de fournir les contraintes de maintenance comme des entrées aux exigences d'exploitation, de mettre à disposition des éléments de rechange et de maintenir toutes les fonctionnalités exigées par les parties prenantes tout au long de sa durée de vie. Enfin, la fonction logistique permet de planifier et de mettre en œuvre l'acquisition et l'utilisation des ressources nécessaires pour supporter le fonctionnement du système.

Le **processus de démantèlement, de recyclage et de renouvellement** regroupe l'ensemble des activités réalisées à la fin du cycle de vie du système lorsqu'il devient obsolète, irréparable ou non économiquement rentable. Ce processus constitue un élément important dans la gestion de la durée de vie d'un système. En effet, un processus d'ingénierie système n'est complet que lorsqu'il prend en considération l'élimination anticipée du système dès la conception ainsi que l'évaluation des coûts du cycle de vie. Des techniques ont été alors envisagées pour permettre une élimination, un recyclage et une réutilisation responsables afin de maintenir un

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

environnement propre. D'ailleurs, de nombreux pays exigent une évaluation de l'impact environnemental des grands projets complexes avant qu'il y ait une approbation réglementaire.

I.2.4. Synthèse

Dans la section I.2, l'ensemble des concepts liés à l'ingénierie système ont été définis. Nous avons vu que l'ingénierie système présente plusieurs avantages qui facilitent la bonne maîtrise des systèmes complexes. De plus, la réalisation réussie d'un système complexe se base principalement sur des standards qui peuvent être utilisés et adaptés dans un environnement changeant et compétitif et surtout avec l'évolution des technologies. Ces standards intègrent des processus d'ingénierie système qui couvrent une partie ou l'intégralité du cycle de vie d'un système. Dans ce travail de thèse, nous nous sommes basés sur le processus d'ingénierie système présenté dans le guide SEBOK (SEBOK, 2014) car il fédère l'ensemble des standards existant dans la littérature. Dans ce processus, un ensemble d'acteurs avec des spécialités diverses peut intervenir pour le compléter et le rendre plus robuste par rapport aux multiples risques qui peuvent survenir tout au long du cycle de vie.

Dans la prochaine section, nous allons montrer que les risques ne sont pas suffisamment bien pris en compte lors des phases préliminaires de conception d'un système car le management des risques n'intervient que tardivement. Cependant, la prise en compte des incertitudes et des risques au début du cycle de vie du système permet de contourner les problèmes de dépassement de délais et de coûts. Une de nos contributions consiste à réaliser l'intégration du processus d'ingénierie système avec le processus de management de projet (impliquant les sous-processus de management de temps, de coûts et de risques) afin de gérer, au plus tôt, les risques inhérents à la conception et à la réalisation d'un nouveau système. Cette intégration doit tenir compte des différents points de vues de l'ensemble des acteurs de ces processus et permettre d'aligner tous les intérêts des différentes parties prenantes. Il permet également de structurer le système en sous-systèmes afin de considérer tous les choix possibles liés à sa conception et à sa réalisation pour une meilleure optimisation globale du choix de ses composants. Les processus de management de projet font l'objet de la prochaine section et tous les concepts liés à cette discipline vont être décrits avant de proposer, à la fin de ce chapitre, un cadre à notre travail grâce à notre propre processus intégré d'ingénierie système et de management de projet.

I.3. Le Management de projet

Les projets industriels sont devenus de plus en plus complexes et sont soumis à des changements qui peuvent impacter les objectifs de projet en termes de coûts et de durées. Les

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

entreprises ont alors un besoin fort en processus de management de projet efficaces pour faire face à ces changements et minimiser les incertitudes sur ces objectifs, au plus tôt, c'est-à-dire dès les premières phases du projet.

Nous allons définir alors dans les prochaines parties les notions de projet et de management de projet avant de présenter les processus de management de projet (principalement les processus de management des délais, des coûts et des risques) sur lesquels nous avons basé nos travaux. Nous allons aborder à la fin de cette section la problématique liée à la nécessité de coupler les domaines d'ingénierie système (décrits dans la section précédente) et de management de projet en tenant compte des différentes interactions qui peuvent exister entre leurs processus.

I.3.1. Introduction à la notion de projet

Un projet peut être vu selon trois facettes différentes (Roger, 2011). La première vue consiste à considérer le projet comme un objectif à réaliser (portée du projet), c'est-à-dire *l'image d'une situation, d'un état que l'on pense atteindre* (le Petit Robert). La deuxième vue comprend tout le travail préparatoire (conception) à l'exécution finale du projet (dessins, schémas, esquisses, etc.). La dernière vue comprend la phase de réalisation réelle du projet qui devient une réalité à venir. Ainsi, un projet peut être vu comme *une démarche spécifique qui permet de structurer méthodiquement et progressivement une réalité à venir* (AFITEP-AFNOR, 1992). Un projet est défini plus précisément dans le guide PMBOK (PMBOK, 2013) comme étant un effort temporaire entrepris dans le but de créer un produit, un service ou un résultat unique. Le caractère temporaire du projet est dû à sa délimitation dans le temps entre une date de début du projet et une date de fin qui indique son achèvement à l'aide de ressources et d'exigences (ISO, 2000).

D'autres définitions consistent à considérer un projet comme un processus unique rassemblant des processus techniques et de management et composé d'un ensemble d'activités coordonnées et contrôlées pour aboutir à un objectif qui répond à des exigences spécifiques en matière de coûts, de délais et de ressources (ISO, 2003) (ISO/IEC, 2002). Chaque activité est considérée comme *un ensemble de tâches qui consomment du temps et des ressources, et dont l'exécution est nécessaire pour obtenir, ou contribuer, à la réalisation d'un ou de plusieurs résultats* (AFITEP-AFNOR, 2010). Un projet est généralement considéré comme une collection d'activités simultanées et/ou séquentielles qui, ensemble, produisent un résultat identifiable et estimable (Loch et al., 2000).

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Dans notre contexte de travail, nous considérons les projets d'ingénierie système. Ainsi, nous définissons un projet comme un processus unique et complexe comprenant une séquence de tâches pouvant être réalisées de façon séquentielles et/ou simultanées dans le but de concevoir et de réaliser un système. Le projet est borné dans le temps avec des dates de début et de fin de projet et permet de répondre aux exigences des clients et des différentes parties prenantes en termes de coûts et de durées tout en gérant les risques. Notons qu'un projet peut faire partie d'une structure de projet encore plus large. Ainsi, le système peut être une finalité en soi ou un composant d'un autre système plus complexe. Deux caractéristiques essentielles sont inhérentes à n'importe quel projet innovant : l'unicité et la complexité.

L'unicité d'un projet revient à le considérer comme un processus spécifique en définissant des tâches relativement aux circonstances du cadre de projet (ISO, 2003). Bien que des éléments répétitifs puissent exister dans certains éléments du livrable d'un projet, cette répétition ne modifie pas l'unicité fondamentale du travail de projet (PMBOK, 2013). Ainsi, deux projets ne peuvent pas être identiques puisque chacun d'eux comporte ses propres spécificités et particularités (Muller, 2016). De plus, la création et l'innovation font partie de la démarche de projet et les activités de projet ont un caractère non récurrent qui les différencie de certaines opérations répétitives (Roger, 2011).

La complexité est la propriété d'un projet qui le rend difficile à comprendre, à prévoir et à garder sous contrôle même en ayant des informations raisonnablement complètes. Les facteurs déterminants de la complexité sont la taille du projet, sa diversité, son interdépendance et son contexte (Vidal et al., 2008). En outre, les activités du projet ont souvent des interactions complexes et la complexité d'un projet n'est pas forcément technique. Ainsi, deux types de complexités peuvent apparaître au cours d'un projet : une complexité technique et une complexité organisationnelle (ISO/IEC/IEEE, 2017). La complexité technique peut être liée au nombre d'exigences, au nombre d'interfaces internes et externes du système, au nombre d'éléments du système ainsi que ses niveaux architecturaux. Cependant, la complexité d'un projet est également organisationnelle. Elle est due essentiellement à la propriété intellectuelle et la réutilisation de certains composants existants, à l'intégration de processus standards ou de certains outils, à l'expérience du personnel et au nombre d'acteurs mobilisés ainsi qu'aux compétences nécessaires pour la réalisation du projet. En effet, la difficulté d'organiser et de motiver toutes les ressources et les compétences, avec parfois des points de vue très divergents, afin qu'ils puissent travailler ensemble pour atteindre les objectifs du projet contribue à sa complexité (Muller, 2016).

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Les notions de maîtrise d'ouvrage et de maîtrise d'œuvre sont présentes dans n'importe quelle organisation industrielle. Le maître d'ouvrage est celui qui exprime ses besoins et les différentes contraintes d'ordres techniques et contractuelles en assurant le suivi des travaux et des équipes ainsi que le contrôle financier du projet (ISO, 2015) (Bonnin et al., 2012). Il peut être le propriétaire de l'ouvrage ou travailler pour le compte d'un organisme étatique ou industriel. Le maître d'œuvre a pour responsabilité de mettre en œuvre toutes les compétences techniques et humaines pour répondre aux exigences du maître d'ouvrage en termes de coûts, de délais, de qualité et de ressources. Il est le responsable de l'exécution des travaux et de la coordination des activités de l'équipe projet et des relations avec les fournisseurs et les sous-traitants. Un pilotage commun entre le maître d'ouvrage et le maître d'œuvre est possible s'ils décident de travailler conjointement pour prendre des décisions communes, en particulier au niveau budgétaire.

Dans le dictionnaire de management de projet (AFITEP-AFNOR, 2010), le cycle de vie d'un projet est défini par un *ensemble, généralement séquentiel, des phases du projet, allant de l'idée initiale jusqu'à son achèvement*. Le cycle de vie d'un projet comporte alors plusieurs phases permettant la création de l'ouvrage final. Il comprend généralement la phase d'avant-projet, la phase de réalisation/mise en œuvre et la phase de clôture. Dans la phase d'avant-projet, une étude de faisabilité du projet est effectuée (définition des caractéristiques du livrable et estimation des durées et des coûts de réalisation) et un dossier d'avant-projet est établi. Ce dossier contient l'étude de conception préliminaire qui a pour objectif de traduire les besoins attendus dans le plan d'action par l'ensemble des choix techniques adaptés à la réalisation et à l'aboutissement du projet. Une structuration du projet est aussi établie avant de procéder à la phase de réalisation qui met en exécution les travaux de réalisation réels de l'ouvrage à partir des caractéristiques et des documents issus de l'étude de conception détaillée. Le responsable du projet (le maître d'œuvre) organise ensuite une réunion afin d'analyser le projet, d'enregistrer toutes les réalisations, d'analyser les écarts par rapport aux estimations attendues, de tirer des enseignements pour les projets à venir et enfin, d'annoncer la fin du projet aux diverses parties prenantes pour clôturer le projet et transférer le livrable au client final.

Chaque projet est sous l'influence de facteurs clés dont dépend sa réussite. L'auteur, dans (Clarke, 1999), a identifié alors quatre facteurs essentiels à considérer dans les projets. Ces facteurs sont : avoir une communication tout au long du projet, avoir une portée et des objectifs clairs, décomposer le projet en sous-projets, utiliser les plans de projet comme documents de travail. En effet, la difficulté de communication est la principale raison de l'échec de nombreux

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

projets, d'où l'intérêt d'une communication réussie entre tous les membres de l'équipe de projet pour une meilleure productivité et une bonne gestion des incertitudes. De plus, tous les acteurs ont besoin d'être motivés et encouragés pour atteindre les objectifs du projet dans les temps et en fonction des ressources allouées. Par ailleurs, une portée bien définie et des objectifs clairement identifiés sont aussi des éléments clés pour la réussite du projet. Les objectifs du projet se concentrent plus sur les résultats et doivent être énoncés dès le début du projet. Ce qui va aider à créer une sorte d'engagement et d'accord entre tous les membres de l'équipe de projet. Cependant, ces objectifs demeurent flous tant que la portée du projet n'est pas bien définie puisqu'elle permet de déterminer les limites et les champs d'application. En outre, l'une des tâches les plus importantes dans les nouveaux projets est leur décomposition en un nombre raisonnable de sous-projets. Cette technique représente plusieurs avantages puisqu'elle permet de répartir les responsabilités entre un plus grand nombre de personnes. Ainsi, il est plus facile au chef de projet de déléguer les responsabilités à son équipe, de surveiller les objectifs, de communiquer l'état d'avancement du projet, d'anticiper les problèmes et, enfin, d'apporter des modifications sur les activités affectées du projet. Pour garantir la réussite d'un projet, il est important de tenir compte des plans de projet et de les mettre à jour régulièrement à chaque fois qu'un aspect du projet est modifié. Ces plans doivent être rédigés d'une façon simple et efficace avec un bon niveau de détail pour encourager leurs revues et faciliter la communication et le contrôle effectif du projet.

Compte tenu de ce qui précède, nous pouvons conclure que la complexité d'un projet n'est pas uniquement liée à la taille d'un système et les diverses interactions entre ses éléments. Elle dépend aussi de certains aspects organisationnels tels que la formation et la motivation du personnel pour une meilleure productivité, la communication et la collaboration entre tous les acteurs du projet (qui peuvent avoir des points de vues très divergents) pour une bonne maîtrise des incertitudes, la mobilisation des ressources matérielles et immatérielles nécessaires pour le bon déroulement du projet, et enfin, l'intégration de processus standards permettant la réalisation effective du projet dans des conditions optimales. Ce dernier aspect est un point clé dans notre problématique puisque l'intégration de ces processus ne doit pas se limiter uniquement dans le domaine de management de projet. Elle doit prendre en compte des possibilités de chevauchement avec d'autres processus tel que l'ingénierie système qui est en lien étroit avec le domaine du management de projet (cf. sous-section I.3.2). En effet, nous avons vu que l'une des phases importantes du cycle de vie d'un projet est la phase initiale ou la phase d'avant-projet. Cette phase s'appuie principalement sur l'étape de conception

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

préliminaire du système à réaliser. Elle permet de traduire l'ensemble des exigences attendues et les choix de conception et de réalisation du système. Le projet est ensuite structuré et décomposé en sous-projets pour débiter sa réalisation réelle en se basant sur les documents établis dans l'étape de conception détaillée. C'est dans cette optique que nous souhaitons proposer un processus intégré de management de projet et d'ingénierie système (cf. section I.5) qui permet de rassembler tous les acteurs impliqués dans ces processus en vue de les faire travailler dans un cadre idéalement collaboratif. Le processus de management de projet sera détaillé dans la suite (cf. sous-section I.3.3) avant de définir la problématique générale (cf. section I.4) et de proposer le cadre de travail pour la suite de la thèse.

I.3.2. Le management de projet : présentation et définitions

Le management de projet existe depuis des décennies. Il est reconnu au cours de ces dernières années comme une pratique de management qui aide une organisation à atteindre ses objectifs (Patanakul et al., 2010). Nous allons introduire alors la partie I.3.2.1 par un bref historique du management de projet et nous allons ensuite présenter les définitions et les concepts caractérisant cette discipline. La partie I.3.2.2 est consacrée à la notion de risque en management de projet. En effet, tout projet quel que soit sa taille, est sujet à des perturbations et à des événements extérieurs pouvant impacter son déroulement. La prise en compte de ces risques est primordiale afin de garantir un bon déroulement du projet.

I.3.2.1. Historique, définitions et concepts

Entre les années 1930 et 1950, les pratiques de la gestion de projet se rationalisent sans pour autant avoir un modèle de gestion spécifique (Navarre, 1993). A cette époque, des projets de différentes formes se sont développés (projets militaires, d'implantation d'universités et de sites industriels, de constructions navales et routières, etc.). Les méthodes et les techniques de gestion de projet sont alors détenues d'une manière isolée et individuelle par quelques entreprises. Ce n'est qu'à partir des années 1960 que la gestion de projet est rentrée dans l'*ère de la rationalisation standardisée* (Garel, 2003). Dès lors, des institutions et des associations professionnelles ont vu le jour pour formaliser la gestion de projet. Ainsi, le modèle standard de la gestion de projet a émergé aux États-Unis avec la création du PMI (Project Management Institute) en 1969 et a été définitivement institutionnalisé avec l'édition du corpus de connaissances PMBOK (Project Management Body of Knowledge) en 1996. Dans le même courant, en 1982, l'Association Francophone de Management de Projet (AFITEP) a été créée en France et rassemble des professionnels travaillant dans le domaine du management de projet.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Le management de projet peut être défini comme le processus de contrôle de la réalisation des objectifs du projet (Munns et al., 1996). Il permet à une organisation de réduire le temps de développement des produits jusqu'à leur mise sur le marché, de gérer la complexité technologique, d'utiliser des ressources limitées, de satisfaire toutes les parties prenantes et d'accroître la concurrence sur le marché mondial (Cleland, 1998). Selon le guide PMBOK (PMBOK, 2013), le management de projet englobe toutes les activités de projet, les techniques et les outils permettant de répondre efficacement aux exigences des clients en termes de coûts, de temps, de qualité et de performance.

Ainsi, la réussite des projets dépend essentiellement de la reconnaissance du rôle important du management de projet (Munns et al., 1996). En effet, depuis la fin des années 1960, des recherches en management de projet ont été élaborées pour découvrir les facteurs qui mènent à la réussite des projets (Cooke-Davies, 2002). Dans ces travaux (Slevin et al., 1986) (Pinto et al., 1987) (Pinto et al., 1988), les auteurs ont recensé les facteurs critiques de réussite en management de projet. Ces facteurs ont un impact important sur la réussite de projet et peuvent être internes (c'est-à-dire au niveau de l'équipe de projet) ou externes au processus d'exécution du projet.

Parmi ces facteurs, ceux qui nous paraissent importants pour nos travaux de recherche sont :

- une vision claire sur la mission du projet (définition des objectifs et des orientations générales du projet) ;
- une bonne communication avec toutes les parties prenantes concernées par le projet ;
- la sélection et la formation du personnel nécessaire pour l'équipe de projet ;
- la disponibilité de la technologie et de l'expertise requises pour l'accomplissement des tâches d'ordre techniques ;
- le contrôle et le suivi de l'exécution du projet en effectuant un retour d'expérience pendant chaque phase du processus d'exécution ;
- la mise à disposition d'un réseau approprié et des données nécessaires sur les facteurs clés de l'exécution du projet ;
- la gestion des crises inattendues et des écarts par rapport au plan initial ;
- les facteurs organisationnels externes ou environnementaux qui peuvent impacter positivement ou négativement les activités de l'équipe du projet.

Dans ces facteurs, l'organisation du projet tend à concentrer la responsabilité et l'autorité sur le manager de projet pour atteindre des objectifs spécifiques à l'aide de son équipe. En effet, ce

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

dernier doit être capable de coordonner et d'intégrer toutes les activités nécessaires pour atteindre les objectifs du projet (Meredith et al., 2011). Il est considéré dans (PMBOK, 2013) comme le centre des interactions entre les parties prenantes et le projet lui-même. Il doit être capable de comprendre les détails du projet, mais de gérer aussi ses perspectives globales. Il fait partie de l'équipe de projet que lui-même dirige et qui est composée des individus ayant des connaissances et des compétences spécifiques pour effectuer les tâches du projet. Selon (Charvat, 2003), certaines responsabilités du manager de projet sont les mêmes quel que soit le projet. Ces responsabilités sont :

- obtenir l'approbation pour lancer le projet ;
- déterminer la portée du projet et sa faisabilité ;
- s'assurer que les ressources nécessaires au projet sont identifiées et affectées ;
- planifier le projet de façon pertinente ;
- s'assurer que la méthodologie du projet et les processus associés sont respectés ;
- surveiller le projet en termes de coût, de qualité et de temps ;
- identifier et contrôler les risques du projet ;
- fournir des rapports mis à jour et des résumés aux principales parties prenantes ;
- diriger l'équipe de projet.

Tout projet peut être confronté à des risques liés à l'environnement interne et externe de l'organisation (Courtot, 1998). Les risques peuvent être une source de danger dans les projets s'ils sont ignorés et doivent être gérés le plus tôt possible (Gourc et al., 2001). Le risque en projet est un concept qui n'est pas récent. Il est défini dans (Giard, 1991) par *la probabilité que le projet ne s'exécute pas conformément à une référence préalablement établie*. La notion de risque nécessite alors d'être développée avant d'étudier son impact sur le déroulement et le pilotage du projet.

I.3.2.2. Prise en compte des risques en management de projet

Plusieurs visions du risque existent dans la littérature. Une définition simple donnée par le dictionnaire (le Petit Robert) consiste à le décrire comme un *danger éventuel plus ou moins prévisible*. Le risque peut être vu aussi comme *la probabilité de l'occurrence d'un événement non désiré, et le degré de gravité des pertes potentielles induites* (Béler, 2008). Le guide (ISO GUIDE 73, 2009) définit le risque comme un effet de l'incertitude sur l'atteinte des objectifs. Ainsi, à chaque fois le risque existe, l'incertitude existe aussi (Better et al., 2008). Cet effet du risque peut être négatif et/ou positif et représente une déviation par rapport à une attente. Quant

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

à l'incertitude, elle traduit l'état de défaut d'information vis-à-vis de la compréhension ou de la connaissance d'un événement, de ses conséquences ou de sa probabilité d'occurrence. Dans cette définition, il s'ensuit que les risques ne sont pas des événements ou juste des conséquences. Ce sont des descriptions de ce qui pourrait arriver et de ce que cela pourrait entraîner en termes d'atteinte des objectifs (Purdy, 2010). Cette définition du risque peut être perçue comme un cas particulier de l'ensemble des définitions qualitatives globales du risque soulignées dans (Aven, 2016). Dans ces définitions, le risque est :

- la possibilité d'un événement redouté ;
- le potentiel de réalisation de conséquences négatives d'un événement indésirable ;
- l'exposition à une proposition (par exemple l'apparition d'une perte) incertaine ;
- les conséquences de l'activité et les incertitudes associées ;
- l'incertitude vis-à-vis des conséquences et la gravité d'une activité par rapport à quelque chose que les humains trouvent utile ;
- l'occurrence de certaines conséquences spécifiques de l'activité et les incertitudes associées ;
- l'écart par rapport à une valeur de référence et les incertitudes associées.

Une autre définition du risque consiste à le percevoir selon quatre facettes (Villeneuve, 2012) comme :

- un événement susceptible de se produire et caractérisé par sa probabilité d'occurrence et par ses conséquences souvent liées à une perte ;
- une mesure du degré d'incertitude ou de la perte engendrée par un événement incertain ;
- une incertitude sur l'apparition d'un événement probable et son impact sur les objectifs d'une organisation ;
- un état du système étudié relativement à la possibilité d'occurrence d'une situation indésirable pouvant affecter négativement l'achèvement des objectifs.

Ces définitions dépendent principalement du domaine d'application du risque, en particulier le domaine du management de projet. D'ailleurs, tous les projets quels que soient leur type sont exposés plus que jamais à des risques très élevés en terme de nombre et d'impact global (Fang et al., 2011). Les auteurs, dans (Miller et al., 2001), considèrent le risque en projet comme la possibilité de déviation des événements, leurs impacts résultants et leurs interactions dynamiques par rapport à ce qui a été prévu initialement. D'autres travaux prennent en compte aussi les risques *positifs* au cours du projet et les perçoivent comme des *opportunités à saisir* et non pas *des menaces à éviter* puisqu'ils permettent de retourner des gains ou des bénéfices

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(Jaafari, 2001) (Bakir et al., 2003) (Ward et al., 2003) (Villarreal, 2005). Les auteurs dans (Ward et al., 2003) soulignent la nécessité d'améliorer la gestion de l'incertitude en transformant les processus de management des risques existants en des processus de management de l'incertitude dans les projets. Les directions de développement récentes pour représenter l'incertitude lors de l'évaluation des risques sont fournies dans (Flage et al., 2014). Dans cet article, de nombreuses méthodes sont utilisées pour modéliser l'incertitude, mais la méthode la plus répandue est celle d'analyse probabiliste. Dans les travaux de (Pearl, 1995), il a été démontré que les réseaux bayésiens sont adaptés au traitement des relations entre les facteurs de risque. Par exemple, dans (Khodakarami et al., 2007), l'incertitude dans l'ordonnancement des projets a été modélisée au moyen de réseaux bayésiens en considérant que les entrées traditionnelles pour chaque activité (coûts, durées, ressources) ne sont pas déterministes. Dans (Kaya et al., 2010), l'incertitude est prise en compte par des modèles basés sur la logique floue. Dans (Sobel et al., 2004) (Creemers et al., 2012) (Bourne et al., 2014), le risque est perçu comme une incertitude sur la durée des tâches.

Dans nos travaux, le risque est défini comme une incertitude sur les objectifs du projet. Cette incertitude est considérée comme l'impact de l'occurrence des événements indésirables sur les objectifs du projet (coût et durée). Elle doit être prise en compte pour prendre des décisions vis-à-vis de la structure des systèmes et leurs projets associés. En effet, le management des risques de projet a généralement été un « ajout » au lieu d'être une partie intégrante de la pratique efficace du management de projet (Chapman et al., 2003). Ainsi, nous considérons que la gestion des incertitudes lors de la prise de décision comme un moyen de prise en compte des risques.

I.3.3. Le processus de management de projet

Le management de projet a émergé comme un domaine d'étude qui est de plus en plus adopté par les organisations pour atteindre leurs objectifs (Gemünden et al., 2017). L'exécution efficace d'un processus de management de projet est devenue essentielle pour assurer le succès des projets auprès du client final et pour maintenir leur durabilité financière, économique et technologique (Schoper et al., 2016). Ce processus doit inclure toutes les phases du cycle de vie du projet afin de définir comment des éléments d'entrée se sont transformés en des éléments de sortie sous forme de livrables, tels que souhaités par les clients (Turner, 2007). La structure de phase permet au projet d'être segmenté en sous-ensembles logiques pour faciliter sa gestion, sa planification et son contrôle (PMBOK, 2013).

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Dans ce travail de thèse, nous nous sommes appuyés sur les processus de management de projet proposés par le Project Management Institute (PMI) dans le guide (PMBOK, 2013). Ce guide est considéré comme un standard permettant de gérer la plupart des projets dans des différents types d'industries. Selon le PMI, le management de projet comprend cinq groupes de processus : le démarrage, la planification, l'exécution, le suivi/contrôle et enfin le processus de clôture :

1. **Le processus de démarrage** a pour objectif principal d'aligner les attentes des parties prenantes avec les objectifs du projet et de leur montrer comment leur participation au projet et à ses phases associées pourrait garantir la satisfaction de leurs besoins.
2. **Le processus de planification** intègre toutes les activités de planification permettant l'élaboration d'un plan de projet et les documents utiles pour la réalisation du projet. C'est un groupe de processus qui permet de définir et de raffiner les mesures nécessaires pour atteindre les objectifs attendus en étudiant tous les aspects liés à la portée du projet, les délais, les coûts, la qualité, la communication, les ressources humaines, les risques, les approvisionnements et les engagements des parties prenantes.
3. **Le processus d'exécution** permet de réaliser toutes les activités nécessaires pour répondre aux spécifications du projet. Ce groupe de processus comprend la coordination des personnels et des ressources, la gestion des attentes des parties prenantes, ainsi que l'intégration et l'exécution des activités de projet conformément au plan de projet.
4. **Le processus de suivi et de contrôle** permet non seulement le contrôle et le suivi continu des activités élaborées au sein des processus de ce groupe mais aussi la supervision de l'effort entier du projet. Ce groupe de processus comprend également toutes les actions correctives et préventives pour que les objectifs soient en conformité avec le plan de projet.
5. **Le processus de clôture** permet d'établir la fermeture formelle des phases du projet, la capitalisation des leçons tirées de la réalisation du projet et l'évaluation de la satisfaction des clients. Ce groupe de processus permet également la clôture prématurée du projet comme le cas des projets annulés, abandonnés ou en situation critique.

Ces groupes de processus sont représentés séparément avec des interfaces bien définies (cf. Figure 8). Cependant, dans la pratique, des possibilités d'interactions et de chevauchements peuvent avoir lieu entre les éléments de ces groupes de processus qui représentent en total 47 processus de management de projet. Notons que les groupes de processus ne prennent pas en

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

compte les phases du cycle de vie d'un projet. Les phases d'un projet sont distinctes et chaque phase peut contenir plusieurs groupes de processus qui peuvent se reproduire d'une manière répétitive dans chacune d'elles. De plus, les processus de management de projet sont décomposés en sous-processus. Les sous-processus de management des délais, des coûts et des risques du projet sont à la base de nos travaux. Nous allons les décrire dans les prochaines parties dans la mesure où nous souhaitons proposer une approche intégrée où ces sous-processus sont intégrés au processus d'ingénierie système.

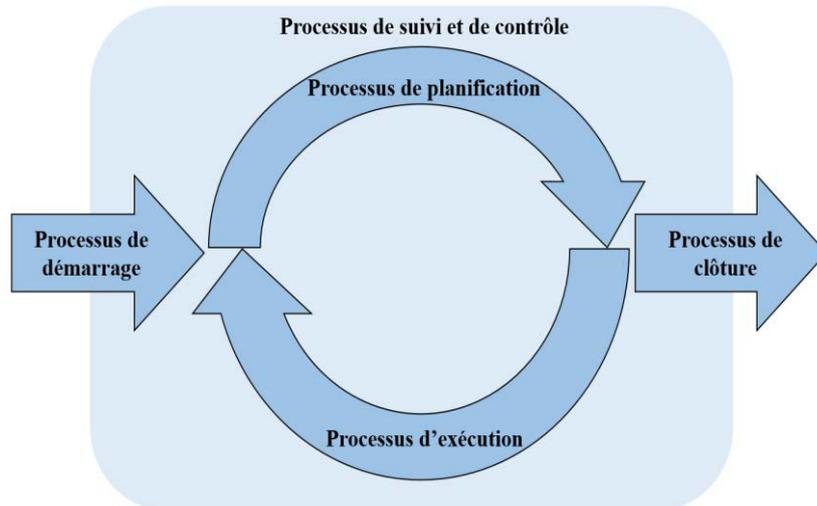


Figure 8. Processus de management de projet, adapté du guide (PMBOK,2013)

I.3.3.1. Le sous-processus de management des délais de projet

Le sous-processus de management des délais permet de gérer le temps d'achèvement d'un projet au moyen de six processus qui interagissent les uns avec les autres. Les processus sont (cf. Figure 9) : la définition des activités, le séquençement des activités, l'estimation des ressources, l'estimation des durées, le développement de l'échéancier et enfin, le contrôle de l'échéancier.

1. **La définition des activités** est un processus qui permet d'identifier les actions à réaliser pour atteindre les objectifs du projet en tenant compte des contraintes, des hypothèses, des facteurs environnementaux, de la méthodologie de planification et des leçons apprises des projets précédents sur des activités similaires répertoriées dans une base de connaissances. L'organigramme des tâches de projet (Working Breakdown Structure – WBS) est une technique de décomposition qui permet de structurer le projet en sous-projets en définissant toutes les composantes du livrable final. L'avis de l'expert est nécessaire pour tirer profit des expériences antérieures dans le processus de

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

définition des activités. Chaque activité possède ses propres attributs qui la caractérisent ainsi que le développement de son planning (nom de l'activité, prédécesseurs et successeurs, etc.).

2. **Le séquençage des activités** est un processus qui est réalisé une fois que la liste des activités et leur caractérisation sont définies. C'est un processus qui permet de définir les relations logiques entre les activités. Au cours de cette étape, la mise à jour des listes d'activités, de leurs attributs et de la liste des risques identifiés est nécessaire.
3. **L'estimation des ressources** est un processus qui est subordonné au processus d'estimation des coûts qui sera défini dans la partie I.3.2.2. Ce processus exige la connaissance de toutes les informations sur les ressources nécessaires pour réaliser les activités du projet telles que les ressources humaines, les équipements et le matériel.
4. **L'estimation des durées** est un processus qui permet de donner une approximation à propos de la quantité de travail requise pour exécuter les activités du projet en fonction des ressources estimées. Ainsi, la durée des activités est modulée en fonction des ressources estimées affectées à chacune de ces activités (des personnels plus ou moins qualifiés, par exemple). Il existe plusieurs outils et techniques d'estimation des durées des activités tels que l'extraction des informations historiques concernant les durées des activités à partir des bases de données existantes (quelques techniques de datamining et certains algorithmes peuvent être utilisés (Ramageri et al., 2010)) ou bien la prise en compte de l'avis de l'expert, en particulier, dans les phases préliminaires du projet où peu d'informations sont disponibles. Dans ce cas, l'estimation de la durée du projet peut se faire par analogie avec d'autres projets similaires antérieurs.
5. **Le développement de l'échéancier** est un processus qui permet la création du planning du projet en analysant les séquences des activités, les durées, les besoins en ressources et les contraintes de planification. Le développement d'un planning inclut une estimation des dates de début et de fin du projet. C'est un processus qui est souvent itératif puisqu'il requiert la modification des valeurs des durées estimées des activités de projet ainsi que leurs ressources associées selon la nature des risques encourus. Ce qui permet de développer un planning de projet de référence, approuvé par toute l'équipe de projet et servant de référence pour le suivi de son avancement.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

- 6. Le contrôle de l'échéancier** est un processus de suivi du projet qui consiste à gérer les changements par rapport au planning de référence et à mettre à jour les informations sur l'évolution du projet. Les actions correctives et préventives sont requises au cours de ce processus selon le degré de variabilité du planning de projet. Toutes les informations sur les leçons apprises suite au contrôle de l'échéancier du projet, les causes de sa variabilité ainsi que les actions correctives mises en place seront ensuite actualisées.



Figure 9. Sous-processus de management des délais selon PMBOK (PMBOK,2013)

I.3.3.2. Le sous-processus de management des coûts de projet

Le management des coûts de projet concerne principalement le coût des ressources (main-d'œuvre, matériaux, équipements et services) requises pour mener à bien les activités du projet et tenir compte des exigences des différentes parties prenantes. Le sous-processus de management des coûts comprend les processus impliqués dans la planification, l'estimation, le financement et le contrôle des coûts, afin que le projet puisse être achevé dans les limites du budget approuvé. Il est composé alors de quatre processus (cf. Figure 10) : le management de la planification des coûts, l'estimation des coûts, la détermination du budget et le contrôle des coûts.

- 1. Le Management de la planification des coûts** est un processus qui fait partie du plan de management de projet et qui permet de décrire la manière avec laquelle les coûts du projet seront planifiés, structurés et contrôlés. Ainsi, ce processus a pour avantage principal de fournir des conseils et des directives sur la façon dont les coûts du projet sont gérés tout au long du projet. Les politiques, les procédures et la documentation pour la planification, la gestion, l'utilisation et le contrôle des coûts du projet sont alors établies au cours de ce processus.
- 2. L'estimation des coûts** est un processus qui permet de donner une estimation sur les coûts des activités du projet. Au cours du projet, certaines informations supplémentaires sur les coûts des activités sont disponibles et peuvent modifier les valeurs estimées pour les coûts. Ainsi, un registre des risques doit être mis à jour pour tenir compte des événements négatifs ou positifs qui ont eu des répercussions sur le coût du projet. Parmi les méthodes utilisées pour estimer les coûts, il y a, par exemple, l'avis de l'expert sur

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

l'environnement du projet et l'utilisation des informations historiques provenant de projets analogues antérieurs.

- 3. La détermination du budget** est un processus qui permet de cumuler tous les coûts estimés des activités individuelles de projet ou des lots de travail afin d'établir une base de référence des coûts autorisés. Cette base de référence a pour rôle principal de surveiller et de contrôler les performances du projet et comprend tous les fonds nécessaires pour son exécution.
- 4. Le contrôle des coûts** est le processus de supervision de l'état financier du projet et de gestion des changements réels, quand ils surviennent, pour créer des modifications dans la base de référence des coûts. Toutes les mesures sont communiquées aux parties prenantes et les documents de projet sont mis à jour en fonction des leçons apprises à partir du contrôle des coûts du projet (causes des changements, actions correctives et préventives sélectionnées, etc.).



Figure 10. Sous-processus de management des coûts selon PMBOK (PMBOK, 2013)

I.3.3.3. Le sous-processus de management des risques de projet

Selon le PMI, le risque dans un projet est un événement incertain qui a un impact sur au moins un des objectifs. Un risque peut avoir plusieurs causes et, s'il apparaît, peut avoir un ou plusieurs impacts. Il existe deux types de risques : les risques connus et les risques inconnus. Les risques connus sont des risques qui ont été identifiés et analysés. Il est possible de planifier des plans d'actions pour les contourner. Les risques inconnus sont des risques qui ne peuvent pas être gérés de façon proactive et qui nécessitent une intervention immédiate de l'équipe de projet à travers l'établissement d'un plan d'urgence. Ce type d'interventions peut mener le projet à l'échec et ne garantissent pas forcément sa réussite. D'où l'intérêt de mettre en place une stratégie de management des risques qui permette de mitiger ces risques de manière proactive.

Un sous-processus de management des risques a pour objectif d'accroître la probabilité et l'impact des événements positifs et de réduire la probabilité et l'impact des événements négatifs. Il comprend six processus principaux (cf. Figure 11) : le management de la planification des risques, l'identification des risques, la mise en œuvre de l'analyse qualitative des risques, la mise en œuvre de l'analyse quantitative des risques, la planification des réponses aux risques, le suivi et le contrôle des risques.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

1. **Le Management de la planification des risques** est un processus qui permet de donner une visibilité claire sur les ressources et le temps nécessaires pour mener des activités de management des risques.
2. **L'identification des risques** est un processus qui consiste à identifier et à caractériser les risques susceptibles d'impacter de façon itérative le projet au cours de son cycle de vie.
3. **La mise en œuvre de l'analyse qualitative des risques** est le processus de la hiérarchisation des risques en fonction de la combinaison de leurs probabilités d'occurrence et de leurs impacts sur les objectifs du projet.
4. **La mise en œuvre de l'analyse quantitative des risques** donne une analyse numérique des risques qui ont été hiérarchisés à l'étape précédente pour prendre des décisions en présence d'incertitudes.
5. **La planification des réponses aux risques** propose des stratégies pour éviter, transférer, atténuer ou accepter des risques négatifs ou des menaces. D'autres stratégies sont utilisées pour exploiter, partager, améliorer ou accepter des risques positifs ou des opportunités. C'est un processus qui permet alors de développer des actions permettant une augmentation des opportunités et une réduction des menaces sur les objectifs du projet.
6. **Le suivi et le contrôle des risques** comprend les activités suivantes : l'implémentation des plans de réponse aux risques, le contrôle des risques identifiés, l'identification des nouveaux risques et le suivi des risques résiduels et enfin, l'évaluation du processus de management des risques à travers le projet.

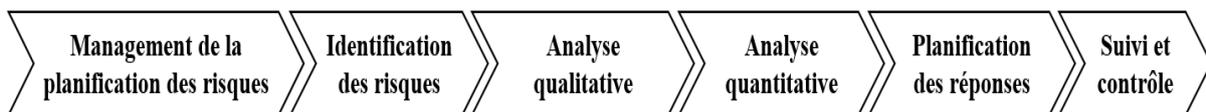


Figure 11. Sous-processus de management des risques selon PMBOK (PMBOK, 2013)

I.3.4. Management de projet et management de l'ingénierie système

Il existe une reconnaissance croissante de la part des communautés de l'ingénierie système et de management de projet sur le fait que ces deux domaines doivent travailler ensemble à des niveaux d'intégration plus avancés afin d'entreprendre des projets complexes (Gray et al., 2017). Certains travaux antérieurs réalisés dans notre équipe de recherche ont défini des points de couplage entre un processus de conception de système et un processus de planification de projet (Abeille, 2011) (Coudert et al., 2011) (Vareilles et al., 2015). Ces travaux ont montré que les

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

deux processus doivent être contrôlés et exécutés en parallèle à l'aide de solides mécanismes de synchronisation. L'importance de la compréhension de la contribution de l'ingénierie système dans le management de projet provient principalement du fait que la création ou la mise à niveau d'un système est gérée par la conduite de projet (INCOSE, 2007). Selon l'environnement et l'organisation, ces deux disciplines peuvent être disjointes, se chevaucher partiellement, ou l'une pourrait être considérée comme un sous-ensemble de l'autre (SEBOK, 2014).

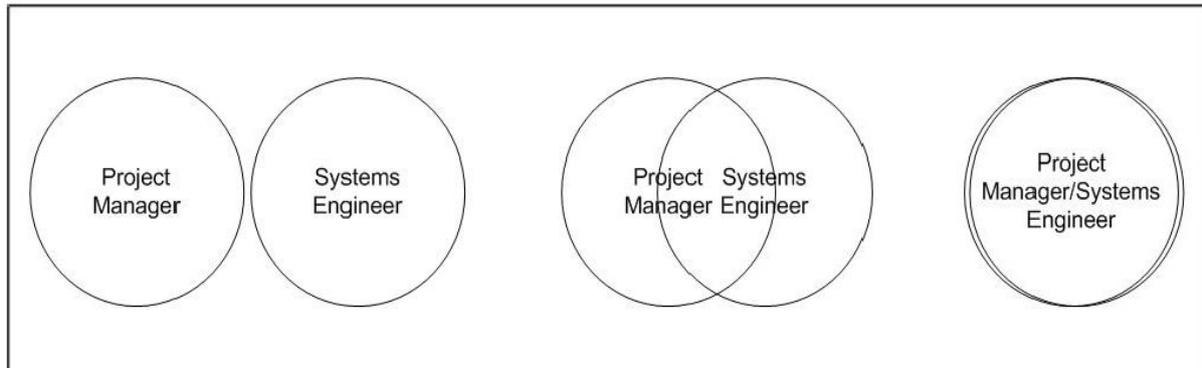


Figure 12. Chevauchement entre les rôles de l'ingénieur système et du manager de projet (SEBOK, 2014)

Dans la Figure 12, nous pouvons constater que dans certains projets, les responsabilités de l'ingénieur système et du manager de projet sont dissociées. Dans d'autres projets, des activités liées au management et à la planification de projet peuvent être partagées. Dans certains projets de petites tailles, le manager de projet peut diriger aussi les membres de l'équipe technique en ayant également le rôle de l'ingénieur système. Ainsi, le rôle du manager de projet et celui de l'ingénieur système peuvent mener parfois à la confusion dans les projets. La meilleure manière pour réduire cette confusion est de définir explicitement les rôles et les responsabilités de chaque acteur dans les documents établis lors du processus de planification du management de projet et, parallèlement, lors de la définition des exigences techniques du système. De plus, un ingénieur système efficace devrait avoir des bases fortes et une expérience préalable en management en dehors de ces compétences techniques.

I.3.5. Synthèse

D'après ce qui précède, nous avons pu constater que les trois sous-processus de management de temps, de coûts et de risques sont décrits séparément dans le guide PMBOK (PMBOK, 2013). Cependant, de fortes interactions existent entre ces sous-processus et le besoin de les intégrer est très fort. Cette intégration des processus va permettre à tous les acteurs de projet et aux différentes parties prenantes de collaborer autour d'un processus commun et d'un modèle

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

de projet intégré qui prend en compte, au plus tôt, les incertitudes sur les objectifs du projet (coût, durée). Cette intégration va permettre d'avoir une meilleure visibilité sur la satisfaction des exigences en termes de coût et de durée en tenant compte, au plus tôt dans le processus, des incertitudes impliquées par l'occurrence des risques. De plus, nous avons vu qu'il y a un réel besoin d'intégrer les processus de management de projet et d'ingénierie système puisqu'ils sont interdépendants et nécessitent d'être mis en interactions en impliquant tous les acteurs et les différentes parties prenantes du projet dans le processus de prise de décision. Les rôles de ces acteurs doivent être spécifiés avant le lancement du projet et une répartition des responsabilités doit être effectuée de façon rationnelle en fonction de la portée et des objectifs du projet.

I.4. Problématique générale

La réussite de la conception et de la réalisation de systèmes complexes est basée principalement sur l'adaptation et l'utilisation de standards industriels dans un environnement compétitif et en pleine évolution. Ces standards intègrent des processus d'ingénierie système et de management de projet qui permettent de gérer l'intégralité ou une partie du cycle de vie d'un système et celui de son projet de réalisation. Les domaines d'ingénierie système et de management de projet sont interdépendants et les liens entre leurs sous-processus sont très étroits. Les projets d'ingénierie système sont souvent complexes et risqués. La difficulté de prendre des décisions concertées entre tous les acteurs des processus d'ingénierie système et de management de projet augmente la complexité dans ces projets. Pour faire face à ce problème, un processus intégré permettant de favoriser le travail collaboratif entre les ingénieurs systèmes, les managers de projets et les différentes parties prenantes du projet est nécessaire. Un tel processus doit permettre de répondre aux besoins des clients en satisfaisant toutes les exigences et tous les objectifs du projet en termes de coût et de durée tout en tenant compte des conséquences des risques, c'est-à-dire, dans notre travail, des incertitudes sur ces deux critères. L'intégration des processus d'ingénierie système et de management de projet est un moyen efficace qui va assurer le déroulement du projet dans des conditions optimales. Le processus intégré que nous proposons dans cette thèse doit ainsi permettre :

- d'avoir une vision claire sur la portée du projet, les missions à accomplir et les objectifs à atteindre en assurant une bonne communication entre les différents acteurs du projet ;
- de réaliser une répartition optimale des rôles et des responsabilités avant le lancement du projet en mobilisant toutes les compétences et les ressources matérielles nécessaires de façon efficace ;
- d'anticiper les risques et leurs impacts sur les objectifs du projet ;

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

- d'optimiser les divers choix de conception et de réalisation du système.

Compte tenu de l'ensemble des éléments et des concepts clés cités précédemment, la problématique générale de la thèse est structurée en deux points principaux :

1. Nous identifions tout d'abord le besoin d'un **modèle de projet intégré** permettant à tous les acteurs (ingénieur système, manager de projet, manager des coûts, manager des risques) de contribuer à la construction de l'espace des solutions possibles. La finalité de ce modèle est de fédérer l'ensemble des choix possibles identifiés et définis de manière collaborative par les différents acteurs des processus d'ingénierie système et de management de projet. Il doit permettre d'intégrer : les choix de conception et leurs implications en termes de tâches à réaliser, les durées des tâches et les choix de management de projet quant aux tâches à réaliser, les coûts des tâches et les choix liés au management des coûts et, enfin, les incertitudes sur les durées et les coûts en tant que conséquences des risques. Pour cela, nous nous basons sur le modèle à base de graphe proposé dans (Pitiot et al., 2010) où les nœuds représentent des tâches et les arcs représentent les contraintes d'antériorités entre tâches. Il s'agit en outre de représenter efficacement les impacts des risques. Ce modèle de projet intégré doit ainsi contenir l'ensemble des scénarios de projet qu'il s'agit ensuite d'identifier et d'évaluer sous incertitudes vis-à-vis de leur coût et de leur durée afin de sélectionner celui qui sera mis en œuvre.
2. La construction, la capitalisation et l'exploitation du modèle de projet nécessite **un processus structuré et intégré** qui constitue le second besoin abordé dans notre travail. Ce processus, nécessairement basé sur les standards actuels, doit permettre aux acteurs des processus d'interagir, de collaborer, de négocier et de coopérer autour d'un modèle commun, le modèle intégré de projet. La finalité du processus est de fournir au client un système correspondant aux attentes quant aux exigences techniques, au coût et au délai de livraison tout en sachant que les risques vont entraîner des incertitudes. Le rôle du processus intégré est donc de regrouper les activités permettant de : i) construire de manière collaborative le modèle de projet, ii) rechercher puis identifier, le plus tôt possible, un scénario de projet optimal selon les critères de coût et de durée mais aussi selon les incertitudes sur ces deux critères, iii) mettre en œuvre le scénario choisi en réalisant sa planification et en suivant sa réalisation.

Nous constatons que le second point aborde, entre autres, une problématique **d'optimisation multi-objectif sous incertitudes**. Celle-ci constitue le cœur de notre travail. Nous considérons

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

cependant que pour que nos modèles puissent être déployés dans un système industriel et adoptés par les acteurs, il est nécessaire d'avoir un cadre basé sur des processus standards. C'est pourquoi, dans la section suivante, nous présentons le cadre de notre travail en adaptant des modèles existants notre propre modèle de projet et en adaptant des standards actuels d'ingénierie système et de management de projet notre propre processus intégré.

I.5. Proposition d'un cadre de travail

I.5.1. Le modèle de projet

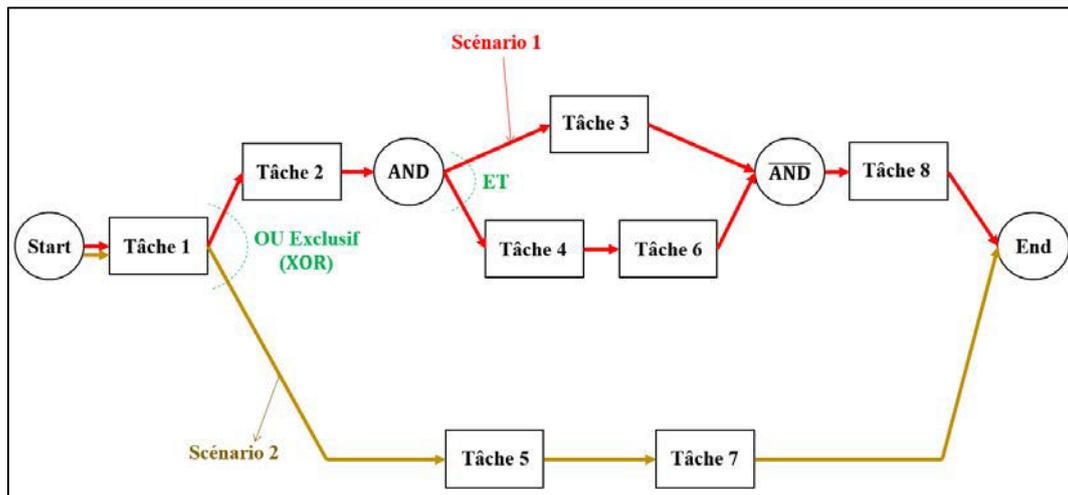


Figure 13. Exemple de modèle de projet (graphe de projet simplifié)

Le modèle de projet est construit à partir des décisions prises en collaboration avec le manager de projet, le manager des coûts, le manager des risques, l'équipe de projet, les différentes parties prenantes et l'ingénieur système. Il est important de prendre en considération les risques lors de cette étape. De nombreuses décisions sont prises dans les premières phases du projet pour anticiper et atténuer leur impact sur les objectifs (coût, durée) au cours de l'étape d'exécution. Les estimations des tâches du projet sont le fruit de discussions entre tous les acteurs de projet. La connaissance des impacts des risques sur les tâches permet d'estimer les incertitudes sur leur future réalisation. Le graphe de projet initialement proposé dans (Pitiot et al., 2010) fournit un modèle exploitable et que nous allons adapter à notre problématique. Les nœuds du graphe représentent les tâches et les arcs représentent les contraintes d'antériorités entre tâches. Les nœuds « Start » et « End » indiquent le début et la fin du modèle de projet. Chaque acteur peut rajouter des tâches, des alternatives de réalisation et contrôler les valeurs des durées et des coûts mais également la valeur des incertitudes (non représentées sur la Figure 13). Le modèle permet de représenter les choix possibles pour les tâches grâce à des arcs divergents (OU exclusif - XOR) mais également des tâches ou des séquences de tâches pouvant être réalisées en parallèle

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

grâce à des nœuds spécifiques (nœuds « AND » et « \overline{AND} »). Une description formelle et détaillée de ce modèle est proposée dans le chapitre III, section III.3. Un scénario de projet correspond à un chemin dans le graphe pour lequel il n'existe plus aucun choix possible quant aux tâches. La Figure 13 suivante représente un exemple simplifié de modèle de projet dans lequel nous retrouvons deux scénarios.

L'élaboration de ce modèle par les différents acteurs nécessite un processus intégré et général leur permettant de travailler de manière collaborative. Il est décrit dans la section suivante.

I.5.2. Le processus général

Le processus qui intègre l'ingénierie système et le management de projet que nous proposons comme cadre de travail comprend sept sous-processus. Ce modèle a été initialement présenté dans (Lachhab et al., 2018a). Ces sous-processus sont : la définition du modèle de projet, l'optimisation, la sélection de scénario, la planification, l'exécution, le contrôle, et enfin la clôture. Ils sont adaptés des standards présentés dans les sections précédentes et comportent des spécificités propres à notre problématique (optimisation, sélection de scénario). Le processus général est représenté sur la Figure 14. Nous détaillons ces sous-processus dans les sections suivantes.

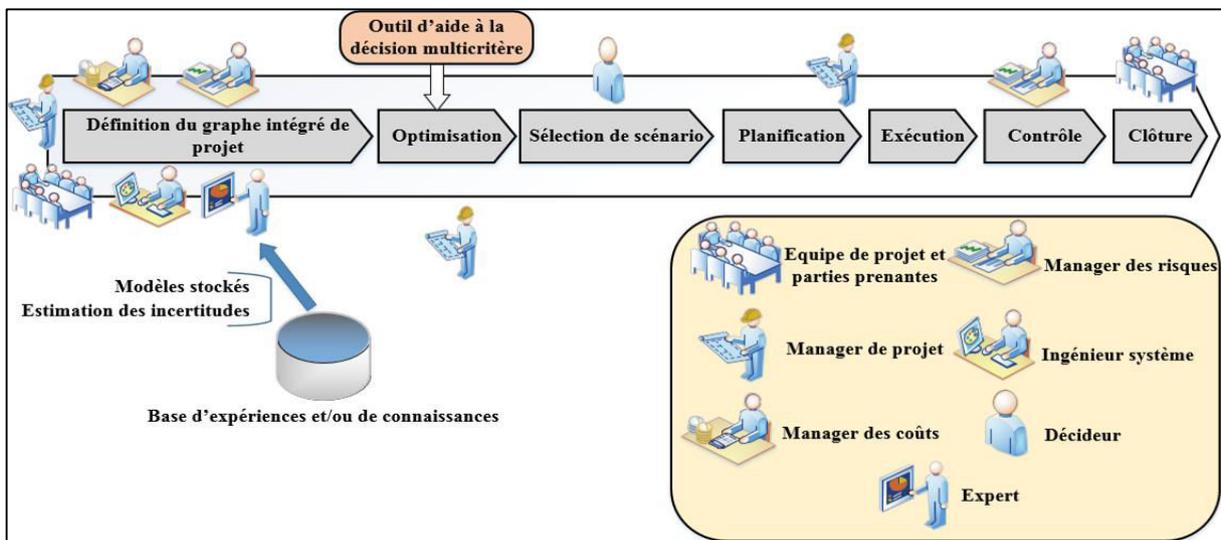


Figure 14. Processus global, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

I.5.2.1. Le sous-processus de définition du modèle de projet

Le sous-processus qui permet la construction du modèle de projet est représenté sur la Figure 15 (Lachhab et al., 2018a). Cette figure représente les acteurs et les sous-processus impliqués dans la construction du modèle de projet. Ces sous-processus sont : le processus d'ingénierie système (pour la définition et le développement du système), le sous-processus de management

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

des délais du projet (il permet la définition des tâches, le séquençage des tâches, l'estimation des durées des tâches et l'estimation des ressources), le sous-processus de management des coûts de projet (pour l'estimation des coûts), le processus de management des risques (le management de la planification des risques, l'identification des risques, la mise en œuvre de l'analyse qualitative des risques, la mise en œuvre de l'analyse quantitative des risques et la planification des réponses aux risques), et enfin, le processus de management des connaissances (qui sert principalement à la caractérisation des incertitudes dans notre travail).

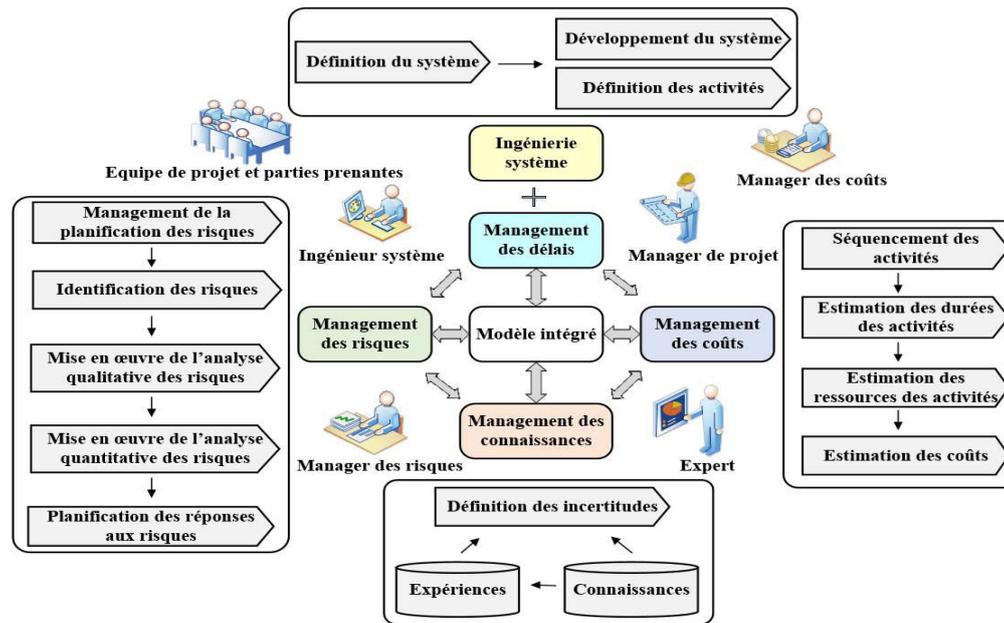


Figure 15. Sous-processus de définition du modèle de projet, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

Dans le sous-processus de définition du système, l'ingénieur système contribue à la définition de toutes les exigences techniques en tenant compte de la sécurité et de la fiabilité du système, de ses performances ainsi que des caractéristiques fonctionnelles attendues de ce système. Dans le sous-processus de développement du système, l'ingénieur système (avec son équipe) analyse les exigences afin de définir les structures logiques et physiques du nouveau système à délivrer en collaboration avec le manager de projet qui définit les tâches qui lui sont associées (Vareilles et al., 2015). Les caractéristiques de chaque tâche telles que son nom, ses prédécesseurs et ses successeurs immédiats (les relations logiques pour séquencer les tâches), les ressources nécessaires pour les réaliser (équipements, matériels, compétences et services) et les valeurs estimées des critères (coût, durée) associées aux tâches sont définies. Les durées des tâches peuvent être estimées par le manager de projet à partir des informations historiques à l'aide d'outils et techniques de *data-mining* (ou fouille de données) (Ramageri et al., 2010) ou en collaboration avec un expert. Les valeurs de coûts des tâches peuvent être estimées par le

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

manager des coûts en définissant les coûts des ressources nécessaires pour réaliser chaque tâche. Un expert peut également être sollicité pour estimer les valeurs des coûts à partir de projets analogues antérieurs.

Un point important de notre travail est de permettre aux acteurs d'estimer les valeurs des coûts et des durées conjointement avec leurs incertitudes lors de cette première étape du processus intégré. Tous les choix techniques du système et les tâches de projet qui leurs sont associées sont considérés au plus tôt par tous les acteurs. Toutes les solutions et leurs alternatives sont donc fédérées dans le modèle de projet. Les acteurs collaborent autour du modèle de projet centralisé résultant de leurs décisions collaboratives en s'appuyant sur les connaissances capitalisées dans une base de connaissances. Cette base de connaissances comporte tous les standards, les règles, les informations sur les incertitudes ainsi que des instances de modèles de projets.

En effet, le nouveau système à concevoir peut inclure : i) des parties qui peuvent être spécifiées à partir de connaissances formalisées (conception plutôt routinière), ii) d'autres parties qui peuvent être conçues entièrement à partir de zéro (conception plutôt innovante) et enfin, iii) des parties qui sont adaptées de solutions antérieures afin de respecter les exigences. Une base d'expériences peut être exploitée par un expert pour enrichir le modèle de projet (réutilisation de tâches réalisées dans le passé, définition des durées, des coûts et des incertitudes sur leurs valeurs). Des parties entières de graphes de projets peuvent ainsi être réutilisées par adaptation. Cependant, il est important de noter que la capitalisation et la réutilisation des connaissances et des expériences ne fait pas l'objet de notre travail.

Certaines tâches préventives peuvent être ajoutées par le manager des risques, au cours de la définition des tâches du projet, pour prévenir au plus tôt les risques qui leurs sont associés. Une fois les tâches du projet définies avec leurs valeurs estimées de coûts, de durées, de ressources ainsi que les risques potentiels pouvant survenir lors de la réalisation du projet, une analyse qualitative des risques est réalisée. Ceux-ci sont classés selon leur probabilité d'occurrence et leurs impacts sur les objectifs du projet (coût, durée). Dans notre travail, le sous-processus d'analyse quantitative des risques est réalisé en considérant que les incertitudes sur les valeurs de coût et de durée traduisent l'impact des risques sur ces tâches. Les estimations des valeurs nominales de coûts et de durées des tâches de projet et celles des incertitudes sont obtenues par un expert et à travers l'analyse des expériences passées (Béler et al., 2007). La méthode d'estimation et de représentation des incertitudes est détaillée dans le chapitre III (cf. sous-sections III.3.1 et III.4.1). Les actions de réponse vis-à-vis des risques sont définies dans le

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

sous-processus de planification des réponses aux risques. Elles représentent les solutions correctives traduites dans notre modèle par l'augmentation des valeurs de coût et de durée et qui vont contribuer à la réduction des impacts des risques identifiés dans la première phase du processus de management des risques. Les actions préventives sont directement intégrées dans le graphe de projet comme des tâches à réaliser. Nous n'aborderons pas dans nos travaux la modélisation des risques et de leurs impacts sur les tâches du projet. Nous considérons que les impacts des risques sont traduits par des augmentations des durées et de coûts. Le lecteur peut se référer par exemple aux travaux de (Fang et al., 2012) (Fang et al., 2016) (Jaber et al., 2018) sur la modélisation des risques et de leurs impacts dans des projets complexes. Les travaux de (Ayachi et al., 2018) contribuent également à cela.

Ainsi, le sous-processus de définition du modèle intégré est la première étape qui permet de représenter toutes les tâches possibles, les contraintes entre tâches ainsi que les valeurs de coûts, de durées et les incertitudes sur ces valeurs.

I.5.2.2. Les sous-processus d'optimisation et de sélection de scénario

Une fois le modèle de projet construit et validé par l'ensemble des acteurs, le sous-processus d'optimisation est mis en œuvre. Il est aidé par l'outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes que nous développons et détaillons dans le chapitre III. Son objectif est d'identifier des scénarios de projet optimaux vis-à-vis des critères de coût et de durée tout en tenant compte des incertitudes sur ces valeurs. Un scénario est composé d'un ensemble de tâches dans lequel il n'y a plus de choix de tâches possibles (seules les dates de réalisation et l'affectation définitive des ressources peut encore être réalisé lors de la phase de planification qui intervient ultérieurement dans le processus). Ainsi, ce sous-processus permet de réaliser l'optimisation sous incertitudes de la sélection des scénarios de projet en générant un panel des meilleures solutions possibles. Nous verrons dans le chapitre II qu'une méthode de Pareto (Pareto, 1896) est utilisée pour tenir compte de l'aspect multicritère de notre problématique. Cette méthode vise à générer des solutions qui ne favorisent pas un objectif par rapport à un autre et en considérant ceux-ci indépendants. Parmi les solutions Pareto-optimales, il revient au décideur de sélectionner un seul scénario dans l'espace des solutions afin de le planifier et de gérer son exécution. Ainsi, parmi toutes les solutions Pareto-optimales obtenues, il s'agit pour le manager de projet de sélectionner celle qui sera mise en œuvre. Ceci permet de réaliser un compromis entre les valeurs globales des objectifs à optimiser (coût, durée) tout en tenant compte des incertitudes.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

I.5.2.3. Les sous-processus de planification, d'exécution, de contrôle et de clôture

Le sous-processus de planification permet de déterminer précisément les dates de début et de fin, au plus tôt et au plus tard, des différentes tâches du scénario sélectionné ainsi que les affectations définitives des ressources. La planification du projet peut être réalisée grâce à un outil de planification standard comme l'outil PERT – *Program Evaluation and Review Technique* (Moder et al., 1983). Cependant, la planification de projet ne fait pas partie de notre problématique. Le sous-processus d'exécution du scénario de projet qui a été planifié doit ensuite se dérouler. Les différentes tâches sont réalisées sous la supervision du sous-processus de contrôle. Dans cette phase, certaines actions de réponse correctives sont définies en réponse à l'apparition de risques et la mesure des performances du projet est réalisée. Le manager des risques effectue le suivi et le contrôle du projet, dans un environnement incertain, en comparant les résultats réels du projet avec ceux estimés dans les premières phases du projet pour identifier les éventuels écarts. Certains indicateurs clés de performance (KPI – Key Performance Indicator) sont calculés pour aider le manager de projet à prendre des décisions en tenant compte de l'incertitude sur les coûts et les durées des tâches (Acebes et al., 2013).

En fin de projet, l'expérience de réalisation du projet, depuis la prise en compte des besoins du client jusqu'à la livraison du système est capitalisée dans la base d'expériences afin d'être en mesure de réutiliser ces éléments de connaissances contextualisées dans de futurs projets. Ainsi, dans notre travail, le sous-processus de clôture correspond également à la finalisation du processus de retour d'expérience (REX) (Béler et al., 2007) (Kamsu et al., 2008). A partir des expériences, des connaissances sont générées et stockées dans la base de connaissances. Dans notre travail, la base de connaissances concerne les modèles de projet utilisés, les incertitudes sur les valeurs de coûts et de durées des tâches ayant été réalisées dans divers projets ainsi que les informations sur les risques, leurs impacts ainsi que leur probabilité d'occurrence. Cependant, la manière de modéliser ces connaissances n'est pas abordé dans notre travail.

I.5.3. Synthèse et définition de la problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes

Le cadre de travail que nous avons proposé est constitué d'un modèle de projet et d'un processus intégré permettant de travailler de manière collaborative. Ce cadre, qui constitue une première contribution générale dans nos travaux, a été publié dans (Lachhab et al., 2017) et (Lachhab et al., 2018a). Il permet de garantir que nos propositions sont utilisables dans un milieu industriel en suivant les préconisations des standards. Le processus général intègre les

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

standards d'ingénierie système et de management de projet en permettant un travail collaboratif des acteurs autour du modèle de projet que chaque acteur peut mettre à jour de manière concertée en y intégrant son propre point de vue et sa propre expertise.

Ainsi, plutôt que de définir, dès le début, une structure de projet unique (Project Breakdown Structure - PBS) basée sur la structure technique définie par l'ingénierie système (Technical Breakdown Structure - TBS), nous proposons de bâtir notre modèle de projet (graphe de projet) de manière conjointe en mettant en œuvre notre processus général. L'ensemble des alternatives de conception et les tâches du projet de réalisation correspondantes sont ainsi fédérées dans un modèle commun dans lequel il s'agit ensuite de rechercher un scénario, c'est-à-dire une solution à mettre en œuvre.

En outre, nous proposons d'intégrer le processus de gestion des risques au plus tôt lors de la construction du modèle de projet en modélisant les impacts des risques comme des incertitudes sur les valeurs des coûts et des durées. Chaque tâche est ainsi caractérisée par une valeur de coût, une valeur de durée et par les incertitudes sur ces valeurs. Le graphe de projet ainsi obtenu contient toutes les tâches possibles avec leurs valeurs de critères incertaines. Ceci est très important car il est alors possible, très tôt dans le processus général permettant de délivrer le système au client, de réaliser une optimisation qui permettra de rechercher et de choisir le meilleur scénario dans un espace multicritère entaché d'incertitudes. L'optimisation pourra ainsi être réalisée en tenant compte des tâches demandées par l'ingénierie système et définies par le management de projet en intégrant très tôt le fait que les critères sont incertains notamment en raison des risques identifiés dans le processus de management des risques. Par exemple, en réponse à appel d'offres, être en mesure, le plus tôt possible, d'évaluer les risques de ne pas être en mesure de délivrer le système en respectant les exigences de coût et de durée est un atout majeur pour les entreprises (Sylla et al., 2017) (Sylla et al., 2018).

Ainsi, il s'agit maintenant de définir la problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes avant de conclure ce chapitre et de proposer un plan de lecture de la suite du mémoire. Comme nous l'avons vu précédemment, le sous-processus de définition du modèle de projet fournit au sous-processus d'optimisation le graphe de projet dans lequel nous retrouvons des tâches, des divergences en OU exclusif (pour avoir le choix parmi plusieurs alternatives de tâches), des divergences en ET (pour permettre la réalisation de tâches et de séquences de tâches en parallèle) ainsi que des contraintes d'antériorités entre tâches. De plus, les caractéristiques de coût et de durée des tâches sont incertaines.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

A partir de ce modèle, il s'agit de proposer un outil d'aide à la décision multicritère permettant de :

1. rechercher dans le graphe de projet une (ou plusieurs) solution(s) optimale(s), que nous appelons scénario(s) de projet ;
2. tenir compte des incertitudes sur les valeurs de coûts et de durées en favorisant les solutions les moins incertaines et en proposant à l'utilisateur des compromis ;
3. construire un front de Pareto des solutions Pareto-optimales en considérant que les critères de coût et de durée sont indépendants ;
4. obtenir des solutions dans un délai « raisonnable ». En effet, le problème possède une combinatoire élevée (problème NP-difficile) et l'utilisateur doit pouvoir obtenir rapidement un panel de solutions Pareto-optimales dans un contexte industriel.

Cette problématique constitue la suite de ce mémoire de thèse. Elle contribue à la problématique générale définie dans la section I.4 et nécessite une étude bibliographique sur les méthodes d'optimisation multi-objectif. Dans la section suivante, nous concluons sur ce chapitre et présentons le plan de lecture des chapitres suivants.

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, les concepts clés, les définitions et les processus liés à l'ingénierie système et au management de projet ont été présentés. Dans ces processus, nous nous sommes basés sur les domaines de connaissances ou sous-processus proposés dans le guide PMBOK en ce qui concerne le management de projet, et dans le guide SEBOK en ce qui concerne l'ingénierie système. Nous avons constaté que ces processus étaient prévus pour fonctionner en interagissant les uns avec les autres mais qu'il n'y avait pas de modèle centralisé permettant de travailler de manière collaborative et efficace. De plus, nous avons constaté que le fonctionnement était assez séquentiel : l'ingénierie système fournit une structure de système à réaliser au management de projet qui est chargé de définir une structure de projet de réalisation. Bien sûr, des concertations et des remises en causes sont permises mais une meilleure intégration est nécessaire afin de faire les choix au plus tôt de manière collaborative. Il nous a paru important de construire un modèle de projet comportant toutes les alternatives de conception du système ainsi que des tâches de réalisation associées pour, ensuite, rechercher et sélectionner un scénario de projet à planifier et mettre en œuvre. En outre, afin d'avoir une meilleure visibilité sur la réalisation du projet, nous avons considéré que les risques et leurs

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

impacts devaient également être pris en compte au plus tôt de manière à ce que les choix soient réalisés en tenant compte des incertitudes qui en découlent.

Ainsi, nous avons proposé un cadre de travail en définissant tout d'abord une structure générale de modèle de projet commune à tous les acteurs de l'ingénierie système et du management de projet et permettant de travailler de manière collaborative et concertée. Nous avons intégré au modèle de projet les impacts des risques sous la forme d'incertitudes sur les coûts et les durées des tâches. Pour cela, nous avons adapté un graphe de projet développé dans les travaux de (Pitiot et al., 2010) en permettant de spécifier les tâches, leurs alternatives de réalisation ainsi que les contraintes de précédences. Le modèle intègre également les incertitudes sur les coûts et les durées des tâches en tant qu'impact des risques sur le projet.

Nous avons également proposé un processus intégré qui permet de répondre à la problématique d'intégration des processus industriels standards. Ce processus permet, non seulement, de réduire la complexité du projet, mais aussi de répondre efficacement aux exigences des clients en termes de coût et de durée. Les risques sont pris en compte au plus tôt, pendant les phases préliminaires du projet, afin de prendre des décisions en ayant une bonne visibilité sur le respect de ces exigences. De plus, toujours au plus tôt dans le processus qui permet de délivrer un système au client en respectant les exigences, il est possible de représenter dans le modèle de projet commun toutes les alternatives possibles pour les tâches de réalisation avec leurs incertitudes sur les coûts et les durées. Le processus permet ensuite de rechercher un panel de solutions Pareto-optimales parmi lesquelles il s'agit d'en sélectionner une (un scénario de projet), de la planifier et de l'exécuter en suivant sa réalisation avant de clôturer le projet en capitalisant l'expérience réalisée. Ce cadre de travail nous a permis ensuite de définir la problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes. La suite de ce mémoire est dédiée à cette problématique. Le chapitre II permet de faire une étude des méthodes d'optimisation multi-objectif sous incertitudes et de justifier la technique d'optimisation choisie au regard de la problématique : il s'agit d'un algorithme d'optimisation à base de colonie de fourmis (*Ant Colony Optimization* - ACO). Le chapitre III permet de détailler le modèle de graphe de projet en profondeur et de développer un algorithme d'optimisation à base de colonie de fourmis et fonctionnant par apprentissage (amélioration des ACO multicritère standards). Deux algorithmes sont étudiés, l'un fonctionnant dans un espace de solutions à trois dimensions (coût, durée, incertitudes) et l'autre dans un espace à deux dimensions (coût, durée) mais en considérant que les valeurs des coûts et des durées des tâches sont distribuées selon certaines probabilités. Des expérimentations sont proposées afin de montrer l'efficacité de l'algorithme

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

par rapport à un algorithme de fourmis standard et une discussion sur les avantages et inconvénients des deux méthodes est proposée. A la fin du mémoire de thèse, nous présentons une conclusion générale et les perspectives de ce travail de thèse.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

CHAPITRE II. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIF PAR COLONIES DE FOURMIS ET INCERTITUDES

II.1. Introduction.....	56
II.2. Généralités sur l'optimisation combinatoire.....	56
II.2.1. Problèmes d'optimisation combinatoire.....	57
II.2.2. Théorie de la complexité d'un problème.....	58
II.2.3. Les méthodes métaheuristiques.....	59
II.2.4. Optimisation multi-objectif.....	61
II.2.5. Dominance, Pareto-optimalité et front de Pareto.....	63
II.2.6. Synthèse.....	64
II.3. Optimisation multi-objectif par colonies de fourmis.....	65
II.3.1. Analogie biologique.....	65
II.3.2. La métaheuristique ACO.....	67
II.3.3. Quelques variantes de l'algorithme ACO.....	69
II.3.4. Algorithmes ACO pour les problèmes multi-objectif.....	74
II.3.5. Intérêt du choix des ACO pour notre problématique.....	75
II.3.6. Synthèse.....	78
II.4. Optimisation multi-objectif sous incertitudes.....	79
II.4.1. Différents cadres de modélisation des incertitudes.....	79
II.4.2. Optimisation sous incertitudes.....	81
II.4.3. Application à notre problème d'optimisation.....	82
II.5. Conclusion.....	83

II.1. Introduction

Le processus intégré d'ingénierie système et de management de projet que nous proposons dans cette thèse s'appuie principalement sur un outil d'aide à la décision multicritère qui est présenté en détail dans le chapitre III. Cet outil est basé sur la métaheuristique ACO, qui est une famille d'algorithmes d'optimisation permettant de résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire dans un temps raisonnable, et s'applique dans un cadre multi-objectif et incertain. La résolution du problème qui nous concerne, la sélection de scénarios de projets, mène à une explosion du nombre de combinaisons à explorer, dans un contexte multicritère et en considérant les incertitudes dues aux risques.

Il est donc nécessaire de proposer un outil d'optimisation qui permet d'aider le décideur à choisir un seul scénario de projet parmi un panel de solutions tout en réalisant un compromis entre les différents critères du projet (coût, durée, risque / incertitude).

Ce chapitre est consacré à l'optimisation multi-objectif sous incertitudes. Dans la section II.2, nous décrivons les éléments de base de l'optimisation combinatoire et multi-objectif. Ensuite, dans la section II.3, nous exposons les principes de l'optimisation à base de colonies de fourmis dans les cas mono-objectif et multi-objectif avant de justifier l'intérêt du choix de cette métaheuristique pour notre problématique. Enfin, nous terminons ce chapitre par un panorama de méthodes d'optimisation sous incertitudes dans le cadre multi-objectif (cf. section II.4).

II.2. Généralités sur l'optimisation combinatoire

L'optimisation consiste à trouver la plus petite valeur (pour les problèmes de minimisation) ou la plus grande valeur (pour les problèmes de maximisation) (Jozefowicz, 2013). C'est un domaine provenant des mathématiques mais son utilisation a été étendue à l'informatique, notamment en recherche opérationnelle. L'optimisation se définit également comme la sélection de la meilleure solution, appelée optimum, parmi un ensemble de solutions admissibles, appelé espace de recherche (Gardeux, 2011). Les problèmes combinatoires sont des problèmes dont *la résolution se ramène à l'examen d'un nombre fini de combinaisons*, et se heurte souvent à *une explosion du nombre de combinaisons à explorer* (Alaya, 2009). Ainsi, un problème d'optimisation combinatoire *consiste en l'optimisation (minimisation ou maximisation) d'un certain critère sous différentes contraintes permettant de délimiter l'ensemble des solutions réalisables* (Dhaenens, 2005). Ce type de problèmes, dits d'optimisation *difficile* (Dréo, 2004), est caractérisé par la théorie de la complexité qui permet

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

de classifier les problèmes selon leur degré de complexité vis-à-vis de leur résolution (Solnon, 2010).

II.2.1. Problèmes d'optimisation combinatoire

L'optimisation combinatoire est un domaine qui occupe une place majeure en mathématiques discrètes, en recherche opérationnelle et en informatique (Hao et al., 1999). Les problèmes d'optimisation combinatoire sont souvent des problèmes qui sont faciles à formuler mais difficiles à résoudre de façon optimale. La plupart des problèmes d'optimisation ayant une application pratique ou théorique sont de nature combinatoire (Dorigo et al., 2004). Ces problèmes consistent à chercher une instanciation d'un ensemble de variables ayant des domaines de valeurs continus ou discrets et soumises à des contraintes avec l'objectif de minimiser ou maximiser un critère (Mancel, 2004).

Dans la pratique, certains problèmes d'optimisation combinatoire sont des problèmes *difficiles* (Cosmin Porumbel, 2009) car aucune méthode exacte ne permet leur résolution dans un temps raisonnable. Il faut alors recourir à des méthodes approchées qui fournissent des solutions quasi-optimales dans un temps relativement court (Dorigo et al., 2004) (Dréo, 2004). C'est pour cette raison que des spécialistes de l'optimisation combinatoire ont dirigé leurs recherches vers le développement de méthodes heuristiques. Ces heuristiques sont des algorithmes utilisés pour des problèmes spécifiques afin de trouver des solutions de qualité dans un temps réduit (Widmer, 2001). Cependant, les méthodes heuristiques posent toujours un défi réel dans le sens où il est difficile de les utiliser pour résoudre de façon réaliste des problèmes de grandes tailles et dans un temps raisonnable (Osman et al., 1996). Compte tenu de ces difficultés, beaucoup de chercheurs se sont intéressés à une nouvelle classe d'algorithmes appelée métaheuristiques. Leur spécificité réside dans le fait qu'elles sont applicables à un grand ensemble de problèmes différents (Dorigo et al., 2004). Ces métaheuristiques ont l'avantage d'être adaptées à un problème particulier ou à une classe de problèmes et requièrent moins de travail que le développement des heuristiques spécialisées à partir de zéro. De plus, une bonne implémentation d'une métaheuristique est susceptible de fournir des solutions de bonne qualité et dans un laps de temps raisonnable (Gendreau et al., 2005). Les métaheuristiques permettent ainsi de faire face au problème de complexité que rencontre la majorité des problèmes d'optimisation combinatoire. En effet, en termes de complexité, de nombreux problèmes d'optimisation combinatoire ont été prouvés NP-difficile (Hao et al., 1999), c'est-à-dire qu'il n'existe aucun algorithme reconnu qui permette de les résoudre dans

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

un temps polynomial (Garey et al., 1979). Nous décrivons de façon succincte la notion de théorie de la complexité d'un problème dans la prochaine partie afin de proposer des éléments de justification du choix de la métaheuristique ACO.

II.2.2. Théorie de la complexité d'un problème

La complexité d'un problème est définie par l'*estimation du nombre d'instructions à exécuter pour résoudre les instances de ce problème, cette estimation étant un ordre de grandeur par rapport à la taille de l'instance* (Alaya, 2009). Ainsi, un très grand nombre de classes différentes de problèmes ont été identifiées en fonction de leur complexité et de leur temps de résolution (Papadimitriou, 1994).

Pour beaucoup de problèmes, il est toujours possible de développer des algorithmes permettant de les résoudre. Toutefois, le problème de complexité s'impose puisque le temps de calcul d'un algorithme augmente de façon exponentielle avec la taille du problème et l'obtention de solutions dans un temps raisonnable demeure difficile. En effet, il est parfois possible de trouver un algorithme dit *efficace* ou *polynomial* capable de résoudre un problème dit *facile* dans un temps polynomial. Cependant, pour les problèmes dits *difficiles*, ce type d'algorithmes n'existe pas et ces problèmes sont alors classés selon cette difficulté (Watrigant, 2014). Dans la pratique, certains problèmes d'optimisation combinatoire font partie, en terme de complexité, des problèmes difficiles et sont globalement des problèmes NP-complets ou plus généralement NP-difficiles (Garey et al., 1979).

Dans les travaux de (Cosmin Porumbel, 2009), les méthodes permettant de résoudre n'importe quel problème difficile sont classées suivant trois approches génériques :

- **Algorithmes exacts efficaces** : ce sont des algorithmes qui donnent une garantie de trouver la solution optimale pour des instances de petite ou moyenne taille. Cependant, le temps d'exécution de ces algorithmes augmente considérablement avec la taille de l'instance et la seule possibilité pour résoudre ces instances de taille complexe est de négocier l'optimalité pour obtenir de bonnes solutions dans un temps limité (Puchinger et al., 2005).
- **Algorithmes d'approximation de temps polynômial** : ce sont des algorithmes qui permettent de garantir une solution approchée avec une *qualité bornée par un certain seuil* par rapport la solution exacte ayant *une qualité optimale*. Ces algorithmes ont été approuvés pour certains problèmes NP-difficiles (Toulouse et al., 2002) (comme pour le problème de sac-à-dos ou binpacking). Cependant, la plupart des problèmes difficiles ne

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

peut être résolue par des algorithmes d'approximation polynômiaux puisqu'une solution quasi-optimale n'est pas garantie systématiquement en un temps polynômial.

- **Algorithmes heuristiques et métaheuristiques** : une heuristique est un algorithme de *recherche* qui permet de chercher une solution de bonne qualité parmi toutes les solutions potentielles en consommant des ressources limitées (temps). Les heuristiques permettent de résoudre des problèmes NP-difficiles classiques au côté de nombreux problèmes réels et difficiles. Les heuristiques ont l'avantage également d'atteindre rapidement des solutions optimales pouvant être fournies par les algorithmes exacts. Cependant, pour les problèmes difficiles de grande taille, il est impossible d'énumérer toutes les solutions possibles. Ainsi, des stratégies de recherche efficaces et des informations spécifiques à un problème donné sont déployées pour explorer les régions les plus prometteuses de l'espace de recherche afin de localiser une solution. Les métaheuristiques appartiennent à une classe d'algorithmes heuristiques génériques qu'ils peuvent être appliqués à un grand nombre de problèmes d'optimisation différents. Autrement dit, une métaheuristique peut être vue comme un algorithme général qui peut être appliqué à différents problèmes d'optimisation en intégrant quelques modifications afin de les adapter à des problèmes spécifiques (Dorigo, 2004).

Il est alors nécessaire de déterminer la classe de complexité auquel appartient le problème d'optimisation combinatoire à étudier avant de lui affecter l'algorithme de recherche permettant sa résolution de façon optimale et en un temps raisonnable. Pour conclure, beaucoup de problèmes d'optimisation combinatoire sont difficiles à résoudre et sont pratiquement des problèmes NP-difficiles puisque le temps de résolution augmente de façon exponentielle avec la taille de l'instance (Dorigo et al., 2003). Nous nous intéressons dans cette thèse au groupe des algorithmes métaheuristiques et, plus particulièrement, aux algorithmes de colonies de fourmis. Les méthodes métaheuristiques font l'objet du prochain paragraphe.

II.2.3. Les méthodes métaheuristiques

Une métaheuristique est un ensemble de concepts algorithmiques qui sont généralement utilisés comme des méthodes génériques et qui peuvent être utilisées pour améliorer les méthodes heuristiques, en particulier dans les secteurs de l'ingénierie. En effet, une métaheuristique est conçue de telle sorte qu'elle soit applicable à une large gamme de problèmes difficiles sans effectuer nécessairement de modifications profondes de l'algorithme employé (Dréo et al., 2008) (Shishvan et al., 2015). Les métaheuristiques sont généralement inspirées de la nature et de la biologie et sont apparues à partir des années 1980 afin de fournir

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

des solutions de très bonne qualité et de résoudre de grands problèmes combinatoires dans un temps raisonnable (Siarry, 2014) (Shishvan et al., 2015). Les métaheuristiques sont définies par (Dipama, 2010) comme étant *des algorithmes stochastiques itératifs qui utilisent alternativement des phases d'exploitation (intensification), d'exploration (diversification) et d'apprentissage (mémorisation) pour rechercher la solution optimale. Elles partent en général d'une solution arbitraire puis progressent dans la recherche jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt spécifié soit atteint.*

Cependant, la difficulté du *réglage optimal des paramètres* de la méthode d'optimisation métaheuristique choisie pour résoudre un *problème difficile* peut engendrer un temps de calcul très élevé. D'où l'intérêt de faire appel à un utilisateur expérimenté ayant le savoir-faire nécessaire pour choisir la méthode d'optimisation la plus adaptée au problème à traiter et étant capable de procéder au réglage des paramètres sans engendrer de coûts de calcul prohibitifs (Siarry, 2014). Ainsi, quel que soit le type de métaheuristique utilisé, il faut souligner que la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire de grande taille est devenue possible malgré la difficulté de réglage des paramètres (Widmer, 2001).

Les métaheuristiques sont classiquement divisées en deux catégories : les méthodes de recherche locales et les méthodes de recherche globales (Siarry et al., 2003). Les méthodes locales cherchent à améliorer la solution courante afin de converger vers l'optimum local le plus proche. A l'opposé, les méthodes globales cherchent à explorer le plus possible l'espace de recherche afin de trouver l'optimum global sans passer par les optimums locaux (Gardeux, 2011). Les familles de métaheuristiques les plus connues parmi les méthodes d'optimisation globales sont (Pitiot, 2009) (Siarry, 2014) : les algorithmes génétiques (Davis, 1991) (inspirés de la transcription génotype – phénotype de la génétique naturelle), les algorithmes d'optimisation par essaims particuliers (Kennedy et al., 1995) (qui font appel à une populations d'agents ou de particules et qui utilisent la propriété d'auto-organisation observée lors de déplacement des animaux), la recherche Tabou (Glover et al., 1997) (méthode basée sur la création d'une liste Tabou correspondant aux déplacements interdits, c'est-à-dire, les solutions déjà visitées par l'algorithme), la méthode du recuit simulé (Kirkpatrick et al., 1983) (inspirée d'un phénomène physique de refroidissement d'un matériau solide préalablement chauffé) et les algorithmes de colonies de fourmis (Dorigo, 1992) auxquels nous nous intéressons et que nous détaillons dans la section II.3.

Ces métaheuristiques ont l'avantage de s'adapter facilement à l'optimisation multi-objectif (cf. sous-section II.2.4) et multimodale. Un problème d'optimisation est dit multimodal quand

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

il admet plusieurs solutions optimales au lieu d'une solution unique. Les métaheuristiques sont aussi parallélisables puisque la répartition des tâches se fait naturellement sur plusieurs unités de calcul (Guèdas, 2010) (Siarry, 2014).

II.2.4. Optimisation multi-objectif

La plupart des problèmes réels d'optimisation sont complexes et l'un des aspects contribuant à cette complexité est leur nature multi-objectif (Durillo et al., 2011). Dans les travaux d'optimisation, y compris l'optimisation multi-objectif, l'accent est mis sur la recherche de l'optimum global ou du front de Pareto produisant les meilleures valeurs possibles des critères (Deb et al., 2005). Pour d'autres, l'optimisation multi-objectif (ou multicritère) est un processus visant à optimiser systématiquement et simultanément une collection de fonctions objectifs (Marler et al., 2004). Dans la pratique, les problèmes d'optimisation sont rarement mono-objectif puisqu'il y a généralement plusieurs critères contradictoires à optimiser simultanément. Les travaux en économie de Edgeworth (Edgeworth, 1881) et Pareto (Pareto, 1896) sont à l'origine de l'optimisation multi-objectif puisqu'elle a été initialement utilisée en économie et dans les sciences de management, avant d'être appliquée graduellement dans les sciences pour l'ingénieur (Talbi, 1999).

L'optimisation multi-objectif permet de résoudre particulièrement les problèmes d'optimisation combinatoire liés à des problématiques réelles. Depuis les années 80, le domaine de l'aide à la décision multicritère qui permet de chercher des solutions de compromis pour des problèmes comportant plusieurs critères a connu un vif intérêt (Dhaenens, 2005). Il s'agit de définir au préalable les critères à optimiser (minimiser ou maximiser) et de choisir l'algorithme d'optimisation qui permettra la résolution du problème en cherchant les meilleures solutions ayant un compromis entre ces critères. La formulation d'un problème d'optimisation passe par : l'expression des critères (ou fonctions) objectifs d'optimalité, le choix des paramètres (ou variables) d'optimisation, la définition d'un espace admissible pour les variables d'optimisation, et enfin la définition des contraintes associées (Dipama, 2010).

D'une façon générale, un problème d'optimisation multi-objectif peut être défini par la minimisation ou la maximisation d'une solution $x = (x_1, \dots, x_k)$ selon n fonctions objectifs. Chaque fonction objectif $f_i(x)$ (avec $i \in \{1, n\}$ et $n \geq 2$, le nombre d'objectifs) représente un critère du problème qu'il s'agit d'optimiser. $f(x) = (f_1(x), \dots, f_n(x))$ est alors le vecteur des fonctions objectifs et les f_i sont les objectifs à optimiser, appelées aussi critères de décision. Un problème peut avoir un ensemble de contraintes à satisfaire. Nous appelons l'espace de

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

recherche l'ensemble des valeurs qui peuvent être prises par les variables et l'espace réalisable, le sous-espace des valeurs des variables satisfaisant les contraintes. L'image de l'espace de recherche par la fonction f est appelée l'espace des objectifs ou l'espace des critères comme le montre la Figure 16.

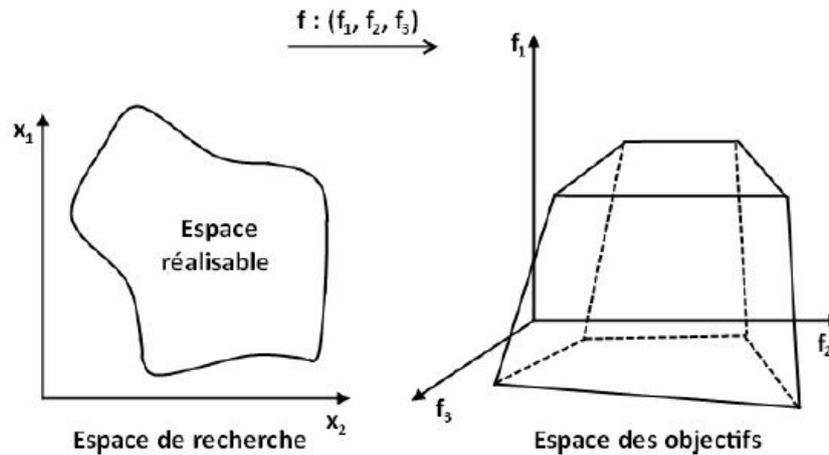


Figure 16. Représentation de l'espace de recherche et de l'espace des objectifs (Gardeux, 2011)

Pour ce type de problèmes d'optimisation multi-objectif et dans le domaine de l'aide à la décision multicritère, il est possible de faire appel à un décideur, qui pourra choisir la solution qui lui semble la meilleure parmi toutes les solutions possibles (Gardeux, 2011). Le facteur humain est alors déterminant dans le processus du choix final et de la sélection de la solution à retenir. Il existe beaucoup de méthodes de résolution de problèmes multi-objectif dans la littérature. Ces méthodes sont regroupées généralement en trois familles en fonction du moment d'intervention du décideur (Colette et al., 2002) (Dhaenens, 2005) (Xin et al., 2018) :

- **Méthodes d'optimisation *a priori*** : le décideur définit ses préférences et le compromis qu'il souhaite réaliser entre les différents critères du problème avant de lancer l'optimisation. Cette famille regroupe la plupart des méthodes par agrégation qui consistent à fusionner toutes les fonctions objectif en une seule (voir par exemple (Jakob et al., 2014), (Hematabadi et al., 2018) et (Zou et al., 2006)). L'avantage de ces méthodes est l'obtention rapide de la solution recherchée en une exécution. Cependant, elles peuvent avoir des inconvénients liés au temps de modélisation des préférences ou du compromis et la nécessité de tout relancer si la solution trouvée ne répond pas aux attentes du décideur.
- **Méthodes d'optimisation *progressives*** : au fur et à mesure du déroulement de l'optimisation, le décideur fait ses choix de compromis à l'aide de méthodes interactives.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Ces méthodes exigent alors la présence du décideur tout au long le processus d'optimisation et devra répondre à toutes les questions permettant d'orienter la recherche des solutions.

- **Méthodes d'optimisation *a posteriori*** : ces méthodes fournissent une surface de compromis à la fin de l'optimisation. Le décideur peut alors sélectionner une solution de compromis parmi la liste complète des solutions générées par la méthode d'optimisation mise en œuvre. Dans cette famille, nous pouvons trouver également des méthodes d'optimisation *a priori* avec des préférences d'entrée choisies arbitrairement. A la fin de l'optimisation, le décideur aura un panel de solutions et il lui revient de décider de la solution de compromis.

Dans le cas de notre problème, nous nous situons dans la troisième famille puisque le décideur intervient *à posteriori* pour sélectionner une solution optimale parmi un panel de solutions Pareto-optimales à la fin du processus d'optimisation. La modélisation des préférences *à priori* n'est pas requise dans notre cas et la solution de compromis retenue dépend principalement du choix final du décideur.

Dans la prochaine partie, les notions de dominance, de Pareto-optimalité et de front de Pareto sont définies.

II.2.5. Dominance, Pareto-optimalité et front de Pareto

Beaucoup de problèmes d'optimisation multi-objectif issus du monde réel possèdent plusieurs objectifs à optimiser simultanément et qui sont souvent conflictuels. Pour ces problèmes multi-objectif, il n'y a pas, généralement, une meilleure solution, mais plutôt, un ensemble de solutions qui sont supérieures à d'autres en considérant tous les critères (Alaya et al., 2007). Cet ensemble constitue toutes les solutions non-dominées ou Pareto-optimales. Les solutions Pareto-optimales forment alors le front de Pareto. Le front de Pareto constitue la surface de compromis déterminée en fonction de la méthode d'optimisation utilisée et des relations de dominance entre les solutions générées par cette méthode (Pitiot, 2009).

Définition 1 : Dominance au sens de Pareto

Pour qu'un vecteur (solution réalisable) \vec{X}_1 domine un vecteur \vec{X}_2 au sens de Pareto, il faut que \vec{X}_1 soit au moins aussi bon que \vec{X}_2 dans tous les objectifs, et \vec{X}_1 soit strictement meilleur que \vec{X}_2 dans au moins un objectif (Colette et al., 2002). Cette relation de dominance est caractérisée par trois propriétés telles que la non réflexivité (une solution ne se domine pas elle-même), la

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

non-symétrie (si \vec{X}_1 domine \vec{X}_2 cela ne veut pas dire que \vec{X}_2 domine \vec{X}_1) et enfin, la transitivité (si \vec{X}_1 domine \vec{X}_2 et \vec{X}_2 domine \vec{X}_3 alors \vec{X}_1 domine \vec{X}_3) (Alaya, 2009).

Définition 2 : Pareto-optimalité

Une solution \vec{X}_1 est dite Pareto-optimale si cette solution est non-dominée, c'est-à-dire qu'il n'existe aucune autre solution \vec{X}_2 de l'espace réalisable qui domine \vec{X}_1 selon la relation de dominance au sens de Pareto (Gardeux, 2011).

Définition 3 : Front de Pareto

Le front de Pareto, appelé aussi surface de compromis, est composé de l'ensemble des solutions Pareto-optimales qui forment une frontière d'optimalité. Ces solutions ne peuvent pas être comparées entre elles car *aucune n'est systématiquement meilleure que les autres sur tous les objectifs* (Gardeux, 2011).

C'est au décideur d'évaluer le front de Pareto en termes de qualité, de convergence et de diversité des solutions. De nombreux indicateurs de performances, comme l'indicateur de l'hypervolume, sont proposés et étudiés plus en détail dans (Zitzler et al., 2003). Le décideur intervient également dans la sélection de la solution finale.

II.2.6. Synthèse

Cette partie avait pour objectif de présenter les principales définitions qui vont nous servir, particulièrement dans les prochaines sections de ce chapitre mais, plus globalement, dans la suite de ce mémoire. Ainsi, les différentes notions liées aux problèmes d'optimisation combinatoire et multi-objectif ont été abordées. La notion de complexité combinatoire a été également définie, les problèmes d'optimisation multi-objectif étant généralement de nature combinatoire et complexe. Nous avons conclu que les métaheuristiques figurent parmi les méthodes d'optimisation permettant de résoudre dans un temps raisonnable et d'une manière approchée des problèmes NP-difficiles et de grandes tailles.

Les notions de dominance et de Pareto-optimalité ont été également présentées puisque la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectif mènent souvent à un grand nombre de solutions réalisables vu la nature contradictoire des objectifs à optimiser. Parmi ces solutions, figurent les solutions Pareto-optimales ou non-dominées qui constituent ainsi le front de Pareto. Nous pouvons constater que l'intervention du décideur est primordiale dans le processus de décision. Il lui revient donc de mettre en pratique son expertise pour le choix des indicateurs de performances permettant l'évaluation du front de Pareto ainsi que la sélection de la solution

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

finale. Nous avons aussi cerné le cadre de la méthode d'optimisation multi-objectif choisie pour traiter notre problématique. Ainsi, nous nous sommes placés dans la famille des méthodes d'optimisation *a posteriori* où le décideur a la possibilité de choisir une solution de compromis parmi une liste de solutions Pareto-optimales générées à l'aide de la métaheuristique ACO qui font l'objet de la prochaine section.

II.3. Optimisation multi-objectif par colonies de fourmis

L'intelligence en essaim est une approche de résolution de problèmes qui inclut les mécanismes de conception d'un algorithme en s'inspirant du comportement social et collectif des insectes ou d'autres animaux (Bonabeau et al., 1999). Ainsi, *les phénomènes biologiques sont la principale source d'inspiration pour l'intelligence en essaim* (Charrier, 2009). En particulier, les fourmis ont été une source d'inspiration pour un grand nombre de méthodes et de techniques d'optimisation reconnues par les algorithmes de colonies de fourmis (ACO) (Dorigo et al., 2006a). L'ACO est une métaheuristique qui est inspirée du comportement de recherche du chemin le plus court de diverses espèces de fourmis. Depuis le travail initial de Dorigo, Maniezzo et Colorni sur l'algorithme *Ant System* (Dorigo et al., 1996), les ACO sont devenus rapidement un domaine de recherche mature qui s'est développé au travers de modèles de plus en plus sophistiqués pour résoudre un grand nombre de problèmes d'optimisation combinatoire (Cordón et al., 2002). Dans la prochaine partie, nous expliquons l'analogie biologique à partir de laquelle la métaheuristique ACO a été inspirée et conçue en fonction de l'intelligence collective de fourmis réelles.

II.3.1. Analogie biologique

Les études décrites dans (Deneubourg et al., 1990) (Goss et al., 1989) sur le comportement réel des fourmis sont les premières sources d'inspiration pour la conception de la métaheuristique ACO. Les travaux de ces biologistes reposaient sur des études expérimentales permettant de suivre le comportement des fourmis dans leurs processus de recherche de nourriture. Ces fourmis sont capables de déterminer le plus court chemin du nid à la source de nourriture ainsi que le chemin de retour, à l'aide de traces de phéromones déposées dans les chemins empruntés (Dorigo et al., 2010). Les phéromones sont des substances chimiques qui sont sécrétées par les fourmis et déposées sur leur chemin sous formes de traces odorantes pour attirer les autres fourmis (Siarry, 2014). Cette forme de communication indirecte, physique et non symbolique est un phénomène qui a été désigné par le terme *stigmergie* dans les travaux de Grassé (Grassé, 1959).

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

La stigmergie dans le cas des colonies de fourmis est réalisée à travers la modification locale de l'état physique de l'environnement visité par ces fourmis (le lieu où la stigmergie a été réalisée) à travers le dépôt progressif de traces de phéromones sur leur chemin. Les autres fourmis peuvent alors sentir et détecter la présence de traces de phéromones résiduelles après le processus d'évaporation (vu le caractère volatile des phéromones) et ont tendances à suivre les chemins où il y a une plus forte concentration de phéromones (Dorigo et al., 2006b). En effet, lors de la recherche de la nourriture et en l'absence de traces de phéromones, les fourmis explorent initialement l'endroit entourant leur nid de façon aléatoire. Au fur et à mesure que les fourmis trouvent une source de nourriture, elles évaluent la quantité et la qualité de la nourriture pour la ramener jusqu'au nid. Lors du chemin de retour, ces fourmis déposent une quantité de phéromones qui dépend de la quantité et de la qualité de la nourriture (Dorigo et al., 2005). Ceci va aider les autres fourmis à trouver plus rapidement la source de nourriture en empruntant le chemin le plus court, et donc le plus concentré en phéromones et le plus visité par les fourmis, qui relie la source au nid, comme démontré dans (Deneubourg et al., 1990) et (Goss et al., 1989). Ces travaux se sont basés sur une expérimentation du *double pont* connectant le nid d'une colonie de fourmis d'Argentine avec la source de nourriture (cf. Figure 17).

Dans les expérimentations de (Deneubourg et al., 1990), les deux ponts reliant le nid et la source de nourriture ont la même longueur et les fourmis choisissent au début leur chemin avec la même probabilité. Les résultats d'observation de ces expérimentations ont montré qu'après un certain temps, l'ensemble de la colonie converge vers le même pont, c'est-à-dire vers le chemin qui a été aléatoirement le plus visité par les fourmis. Le comportement collectif de ces fourmis est basé sur un processus qui repose sur l'exploitation des retours positifs des autres fourmis pour trouver le plus court chemin entre le nid et la source de nourriture (Dorigo et al., 2006a). Un autre type d'expérimentations a été évoqué dans (Goss et al., 1989). Il consiste à considérer une variante du double pont dans laquelle l'un des ponts est plus long que l'autre. Si l'une des fourmis se dirige par chance vers le pont le plus court, ce dernier va recevoir rapidement les traces de phéromones et va attirer un plus grand nombre de fourmis comparé au pont le plus long. Ceci va augmenter la probabilité de sélection du pont le plus court.

Les fourmis artificielles dans les ACO possèdent certaines propriétés similaires à celles des fourmis réelles. Une fourmi artificielle est définie par (Cordón et al., 2002) comme étant un simple agent informatique qui cherche à construire des solutions réalisables pour le problème abordé, en exploitant les traces de phéromones mises à disposition ainsi que les informations heuristiques. Nous pouvons déduire de cette définition que les fourmis artificielles ont des

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

capacités supplémentaires qui leurs permettent de contribuer au développement des algorithmes efficaces pour résoudre des problèmes difficiles d'optimisation combinatoire. Ainsi, les fourmis artificielles diffèrent des fourmis réelles du fait qu'elles possèdent une mémoire (pour assurer la construction des solutions réalisables, évaluer les solutions générées et retracer le chemin déjà emprunté par la fourmi), elles ne sont pas totalement aveugles (elles ont des informations sur l'environnement) et elles vivent dans un environnement discret (Alaya, 2009) (Cordón et al., 2002) (Monmarché, 2000).

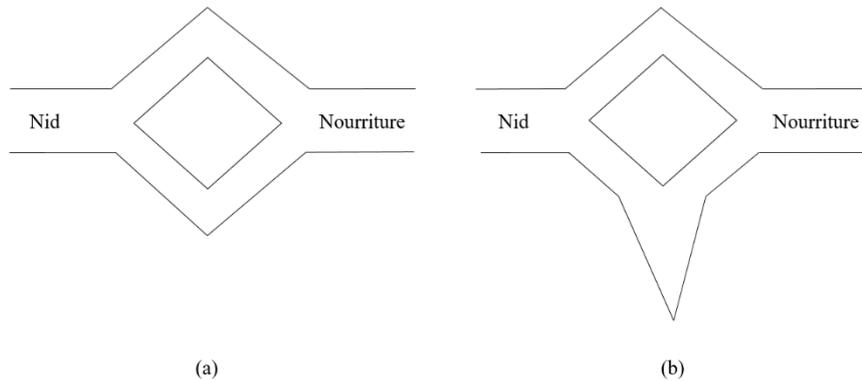


Figure 17. Dispositif d'expérimentation du double pont reliant le nid et la source de nourriture. (a) Le cas de la même longueur de ponts. (b) Le cas de longueurs différentes, adapté de (Dorigo et al., 2006a)

II.3.2. La métaheuristique ACO

Les algorithmes d'optimisation par colonies de fourmis (Ant Colony Optimization – ACO) figurent parmi les techniques d'optimisation approchées permettant de résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire (Blum, 2005a). Ces algorithmes ont été élaborés en transformant les connaissances sur la façon dont les colonies de fourmis réelles résolvent collectivement les problèmes à des techniques de résolution de problèmes artificiels, produisant une certaine forme d'intelligence artificielle ou d'intelligence en essaim (Bonabeau et al., 2000).

Marco Dorigo est le premier qui a proposé l'algorithme ACO dans sa thèse de doctorat. Le premier algorithme ACO proposé dans la littérature est appelé *Ant System* (Dorigo, 1992) (Dorigo et al., 1996). Ce dernier a été initialement implémenté pour résoudre le problème du voyageur de commerce en recherchant les solutions optimales dans un graphe permettant de construire des solutions. Les algorithmes ACO sont basés sur un modèle probabiliste et paramétrable (Blum et al., 2003) et possèdent plusieurs propriétés intéressantes comme la flexibilité (capacités d'adaptation des colonies de fourmis avec les changements de l'environnement), la robustesse (l'aptitude de la colonie à maintenir son activité malgré la défaillance de quelques individus), la décentralisation (la non-dépendance de la colonie à une

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

autorité centralisée) et l'auto-organisation (capacité de la colonie de trouver par elle-même une solution qui n'est pas connue à l'avance) (Kamil, 2008).

Les algorithmes ACO ont plusieurs avantages. Selon (Dorigo et al., 2006a), plusieurs applications des ACO dans différents problèmes d'optimisation discrète² sont réussies. La majorité de ces problèmes sont NP-difficiles et l'application des algorithmes ACO a permis de trouver des solutions de bonne qualité dans un temps raisonnable. D'ailleurs, le succès de l'application de ces algorithmes dans des problèmes académiques a poussé la communauté scientifique à adopter les ACO pour résoudre des problèmes industriels, en démontrant que ces algorithmes sont utiles dans des applications du monde réel. Cependant, les ACO, comme d'autres métaheuristiques, se rejoignent sur le fait que les solutions générées ne sont pas garanties optimales mais qu'elles convergent simplement vers l'optimum (Siarry, 2014). De plus, les performances d'un algorithme ACO dépendent principalement des stratégies adoptées pour le réglage des valeurs des paramètres associés à chaque instance du problème considéré (Stützle et al., 2011). Des techniques d'apprentissage automatique (connues sous l'appellation de Machine Learning) peuvent être exploitées par exemple pour adapter certains paramètres en ligne, c'est-à-dire, en cours de résolution d'une instance du problème (Battiti et al., 2008). Le même principe peut être appliqué dans notre approche avec l'algorithme de colonie de fourmis afin de pouvoir apprendre et modifier le comportement des fourmis au cours de son exécution.

Le comportement des fourmis dans un algorithme ACO peut être résumé comme suit. Une colonie de fourmis construit ses solutions en explorant les nœuds adjacents d'un graphe G correspondant à un problème donné. Elles se déplacent en appliquant une politique de recherche locale et stochastique qui utilise les traces de phéromones et les informations heuristiques (permettant d'évaluer l'intérêt de sélectionner tel ou tel nœud dans le graphe G). Ainsi, les solutions du problème d'optimisation sont construites progressivement au fur et à mesure du déplacement des fourmis. Une fois que la solution est construite, chaque fourmi dépose une quantité de phéromones sur les arcs appartenant au chemin qu'elle a emprunté pour guider les autres fourmis dans leurs futures recherches. Ces quantités de phéromones passent par un processus d'évaporation à la fin de chaque itération pour réduire l'intensité des traces de phéromones sur les arcs du graphe. Pratiquement, l'évaporation permet à l'algorithme de colonies de fourmis d'éviter une convergence rapide vers les optima locaux. C'est une forme

² Notons que le domaine d'application des ACO est très vaste. Il est principalement appliqué pour les problèmes d'optimisation discrète. Cependant, il peut avoir des applications pour des problèmes d'optimisation continue (voir par exemple (Socha, 2004)).

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

de perte de mémoire ou un mécanisme d'oubli qui permet aux fourmis d'explorer d'autres régions dans l'espace de recherche (Dorigo et al., 2003). La métaheuristique ACO a suscité beaucoup d'intérêt dans la communauté scientifique. Un large éventail de ces applications concerne les problèmes d'optimisation combinatoire NP-difficiles (Dorigo et al., 2010) tels que le problème du voyageur de commerce, le problème de tournées de véhicules, le problème d'affectation quadratique³ (Stützle et al., 2000), les problèmes d'ordonnancement (Blum, 2005b), les problèmes de planification de projet (Merkle et al., 2002) ou encore les problèmes de satisfaction de contraintes (Solnon, 2002).

II.3.3. Quelques variantes de l'algorithme ACO

Le problème du voyageur de commerce (PVC) est un problème d'optimisation combinatoire NP-difficile (Lawler et al., 1985) qui a été le premier champ d'application de l'algorithme Ant System (Dorigo, 1992). Cet algorithme a ensuite servi de référence pour tester de nouvelles extensions et variantes algorithmiques basées sur le comportement de fourmis artificielles tels que les algorithmes *Max-Min Ant System*, *Ant Colony System*, ou encore, *Rank-Based Ant System*. Ces extensions viennent du fait que malgré les résultats encourageants de Ant System, ce dernier n'était pas assez compétitif vis-à-vis des algorithmes de pointe spécialement conçus pour le PVC sur de grandes instances (comme les algorithmes génétiques par exemple). Il a alors fallu mener de nouvelles recherches pour améliorer les performances de Ant System en lui ajoutant de nouvelles fonctionnalités avancées, notamment, lors de la phase de mise à jour des phéromones.

II.3.3.1. Ant System

Le déplacement des fourmis entre le nid et la source de nourriture puis leur retour vers le nid est assimilé à la construction d'un cycle dans un graphe. Si les sommets du graphe sont parcourus une et une seule fois par les fourmis, alors nous obtenons un cycle Hamiltonien (Siarry, 2014). Dans un PVC, les villes sont représentées par les sommets ou les nœuds du graphe et un voyageur de commerce est assimilé à une fourmi artificielle qui doit passer par toutes les villes une et une seule fois. La distance entre les villes étant connue, la résolution du PVC revient à construire alors un cycle Hamiltonien de longueur minimale. Ce qui revient à trouver le chemin de longueur minimale permettant de visiter toutes les villes en revenant à son

³ Un problème d'affectation quadratique consiste à placer des usines sur des sites prédéterminés de manière à ce que la somme des flux de produits circulant entre les usines et les distances entre les sites soit minimale.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

point de départ à la fin du cycle. L'application des ACO au PVC est simple (Dorigo et al., 2006b). Chaque fourmi est initialement placée sur une ville sélectionnée de façon aléatoire. Au cours de la construction d'une solution, la fourmi se déplace à travers les arcs du graphe d'une ville à une autre (sans passer par la même ville deux fois) suivant un mécanisme stochastique. Ces arcs représentent les routes ou les chemins reliant les villes entre elles. Chaque fourmi possède une mémoire qui lui permet de stocker le chemin partiel qu'elle a emprunté. Ainsi, la mémoire de la fourmi contient initialement la ville de départ. Après avoir visité toutes les villes, une fourmi construit donc sa solution. Lorsque toutes les fourmis ont terminé leur tournée, les quantités de phéromones placées sur les arcs sont mises à jour en fonction des règles d'implémentation choisies.

Pratiquement, pour l'algorithme Ant System (AS), les valeurs associées aux quantités de phéromones sont mises à jour par toutes les fourmis ayant achevé leur cycle à la fin de chaque itération. Dans l'algorithme AS, la probabilité de transition d'une fourmi k d'une ville i à une ville j est donnée par la formule II.1 suivante :

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha \times \eta_{ij}^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} (\tau_{il}^\alpha \times \eta_{il}^\beta)} & \text{si } j \in N_i^k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

avec,

$$\sum_{j \in N_i^k} p_{ij}^k = 1 \quad (\text{II.2})$$

Les notations sont les suivantes :

- τ_{ij} est la quantité de phéromone ou l'attractivité globale de l'arc (i, j) ;
- $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$ représente l'information heuristique (ou attractivité locale) avec d_{ij} la distance de l'arc (i, j) . Le paramètre η_{ij} permet à la fourmi d'avoir une visibilité locale afin d'être attirée vers la ville la plus proche ;
- α et β sont deux paramètres de pondération respectifs de τ_{ij} et de η_{ij} qui permettent de contrôler l'importance relative de l'attractivité globale par rapport à l'attractivité locale.
- N_i^k est l'ensemble des villes voisines qui ne sont pas encore visitées par la fourmi k lorsqu'elle se trouve dans la ville i ;

Une fois que toutes les fourmis ont réalisé leur cycle, la solution est construite et les quantités de phéromones sont mises à jour.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Chaque fourmi k doit déposer une quantité de phéromone $\Delta\tau_{ij}^k$ sur chaque arc (i, j) emprunté, tel que :

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{si } (i, j) \in T^k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

avec,

- Q est une constante ;
- L_k est la longueur du cycle de la fourmi k (distance totale pour parcourir toutes les villes une seule fois) ;
- T^k est le chemin parcouru par la fourmi k comprenant la liste des villes visitées.

La mise à jour finale des quantités de phéromones sur chaque arc (i, j) entre l'itération i et l'itération $i + 1$ est formulée par :

$$\tau_{ij}(it + 1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}(it) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (\text{II.4})$$

Le paramètre $\rho \in [0, 1]$ est le taux d'évaporation qui permet de réduire les quantités de phéromones cumulées sur les arcs (i, j) d'une itération à une autre. Le paramètre m est le nombre total de fourmis. L'objectif de l'évaporation (première partie de la formule II.4) est de permettre à l'algorithme d'explorer de nouvelles pistes de recherche (des arcs qui n'ont pas encore été visités) à chaque nouvelle itération et d'oublier les précédentes mauvaises décisions (Alaya, 2009). Quant à la deuxième partie de la formule II.4, elle permet à l'algorithme de favoriser les chemins les plus courts en déposant une quantité de phéromone plus importante et en attirant plus de fourmis sur les arcs appartenant à ces chemins lors des prochaines itérations. La première application de l'algorithme AS est le PVC. Cependant, AS a connu d'autres implémentations réussies pour différents problèmes d'optimisation combinatoire comme le problème d'affectation quadratique (AS-QAP), le problème d'ordonnancement job-shop (AS-JSP) et le problème de tournées de véhicules (AS-VRP) (Dorigo et al., 2006b). Dans les prochaines sous-sections, nous allons présenter les principales améliorations de l'algorithme AS.

II.3.3.2. Max-Min Ant System

L'algorithme AS a donné naissance à d'autres algorithmes plus compétitifs comme Max-Min Ant System (MMAS) (Stützle et al., 2000). L'amélioration apportée dans l'algorithme MMAS concerne la mise à jour des phéromones qui se fait de façon élitiste. Ainsi, seule la meilleure fourmi (celle qui a trouvé la meilleure solution) est capable de mettre à jour les

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

quantités de phéromones qui ont des valeurs bornées ($\tau_{ij} \in [\tau_{\min}, \tau_{\max}]$). Ces valeurs permettent d'assurer une exploration totale des arcs par les fourmis. La mise à jour des quantités de phéromones est formulée par :

$$\tau_{ij}(it + 1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}(it) + \Delta\tau_{ij}^+ \quad (\text{II.5})$$

La quantité de phéromone $\Delta\tau_{ij}^+$ ajoutée entre l'itération i et l'itération $i + 1$ est donnée par :

$$\Delta\tau_{ij}^+ = \begin{cases} \frac{1}{L^+} & \text{si } (i, j) \in T^+ \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

L^+ est la longueur du tour T^+ réalisé par la meilleure fourmi depuis le début de l'exécution de l'algorithme ou bien celle de l'itération en cours. Les valeurs des bornes inférieures et supérieures des quantités de phéromones (τ_{\min} et τ_{\max}) peuvent être obtenues de façon empirique et peuvent être adaptées pour chaque problème (Stützle et al., 2000). Enfin, les quantités de phéromones sont initialisées à la valeur τ_{\max} afin de garantir une meilleure exploration de l'espace de recherche dès le début de l'algorithme et d'éviter ainsi la stagnation de la recherche.

II.3.3.3. Ant Colony System

L'algorithme Ant Colony System (ACS) a été introduit par Dorigo et Gambardella (Dorigo et al., 1997). C'est l'une des variantes les plus performantes de l'algorithme AS pour résoudre le PVC. La particularité principale de ACS est l'introduction de la mise à jour locale des quantités de phéromones en plus du processus de mise à jour réalisé à la fin de chaque itération. En effet, contrairement aux autres algorithmes de colonies de fourmis, la formule de mise à jour permettant l'évaporation des quantités de phéromones dans ACS n'est appliquée que sur les arcs appartenant à la meilleure solution. L'évaporation dans les autres arcs est alors compensée par une évaporation locale par chaque fourmi comme suit :

$$\tau_{ij}(it + 1) = (1 - \varphi) \times \tau_{ij}(it) + \varphi \times \tau_0 \quad (\text{II.7})$$

Le paramètre $\varphi \in [0, 1]$ est le coefficient d'évaporation locale et τ_0 est la valeur initiale des quantités de phéromones. La mise à jour des quantités de phéromones pour ACS est similaire à celle de MMAS avec une petite différence au niveau de la formule de mise à jour :

$$\tau_{ij}(it + 1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}(it) + \rho \times \frac{1}{L^+} \quad (\text{II.8})$$

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Une spécificité supplémentaire de l'algorithme ACS par rapport à l'algorithme AS consiste à introduire le paramètre $q_0 \in [0, 1]$. La probabilité de sélection de la prochaine ville j à partir de la ville i dépend d'un paramètre q qui est tiré aléatoirement de façon uniforme sur l'intervalle $[0, 1]$ et du paramètre q_0 .

Ainsi, si $q \leq q_0$, alors $j = \operatorname{argmax}_{l \in N_i^k} \{\tau_{il} \times \eta_{il}^\beta\}$. Sinon, la ville j est sélectionnée selon la probabilité :

$$p_{ij}^k = \frac{\tau_{ij} \times \eta_{ij}^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} (\tau_{il} \times \eta_{il}^\beta)} \quad (\text{II.9})$$

q_0 représente la probabilité de choisir la prochaine ville qui maximise la quantité $\tau_{il} \times \eta_{il}^\beta$ (Siarry, 2014). L'algorithme ACS a été développé initialement pour le PVC, mais il a été utilisé aussi pour résoudre d'autres problèmes d'optimisation combinatoire tels que le problème de tournées de véhicules (Bianchi et al., 2004) et le problème d'emploi de temps (Socha et al., 2003).

II.3.3.4. Rank-Based Ant System

L'algorithme Rank-Based Ant System (AS_{rank}) est une extension de AS adoptant une stratégie élitiste. Cet algorithme a été proposé par Bullnheimer et ses collègues (Bullnheimer et al., 1999) pour améliorer la qualité des solutions générées par l'algorithme AS en utilisant le concept de classement (Bullnheimer et al., 1997). Ce concept permet à l'algorithme AS_{rank} de trier les fourmis par ordre décroissant des longueurs L^k des tours générés T^k par les w meilleures fourmis. Seules ces w meilleures fourmis sont autorisées à la mise à jour des quantités de phéromones avec un poids qui dépend du rang k accordé à chaque fourmi. Ainsi, la $k^{\text{ième}}$ meilleure fourmi contribue à la mise à jour des quantités de phéromones avec un poids égal à $w - k$. La fourmi élitiste ayant trouvé le meilleur tour T^* depuis le début de l'algorithme intensifie les traces de phéromones avec le poids w .

Avec cette combinaison d'élitisme et de classement, la formule de mise à jour des quantités de phéromones est donnée par :

$$\tau_{ij}(it + 1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}(it) + \Delta\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}^* \quad (\text{II.10})$$

tel que,
$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^{m-1} \Delta\tau_{ij}^k \quad (\text{II.11})$$

avec,
$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{w-k}{L^k} & \text{si } (i, j) \in T^k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.12})$$

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

$$\text{et,} \quad \Delta\tau_{ij}^* = \begin{cases} \frac{w}{L^*} & \text{si } (i, j) \in T^* \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.13})$$

Le paramètre L^* représente la longueur du meilleur tour réalisé depuis le début de l'algorithme. Cette procédure de mise à jour semble être intéressante puisqu'elle permet, d'une part, d'intensifier la recherche à travers le renforcement des meilleurs chemins, et d'autre part, de diversifier la recherche à travers l'extension de l'intensification auprès de plusieurs bonnes fourmis. Ainsi, nous pouvons constater un bon compromis et un bon équilibre intensification/diversification.

Les ACO ont également été utilisés pour traiter des problèmes multi-objectif. Dans la section suivante, un panorama d'approches à la base d'ACO pour les problèmes d'optimisation multi-objectif est présenté.

II.3.4. Algorithmes ACO pour les problèmes multi-objectif

Dans la plupart des applications réelles, des solutions diverses sont évaluées sur la base de critères multiples (Dorigo et al., 2010). Les ACO figurent parmi les techniques d'optimisation combinatoire qui ont été conçues pour résoudre des problèmes multi-objectif ayant souvent des objectifs conflictuels. Un panorama des algorithmes ACO permettant la résolution de problèmes multi-objectif est disponible dans (Garcia-Martinez et al., 2007). Ces algorithmes sont rassemblés sous l'appellation de MOACO (Multiple Objective ACO). Dans la majorité des cas, les algorithmes MOACO représentent des extensions des algorithmes ACO initialement conçus pour des problèmes mono-objectif comme ACS et MMAS (cf. sous-section II.3.3).

Une taxonomie de ces algorithmes a été proposée dans (Garcia-Martinez et al., 2007). Cette taxonomie permet de classer les algorithmes MOACO principalement selon deux critères différents qui s'appliquent au moment du choix par la fourmi du prochain nœud à visiter : l'utilisation d'une ou plusieurs quantités de phéromones et l'utilisation d'une ou plusieurs informations heuristiques. Une autre taxonomie a été proposée dans (Angus et al., 2009). Cette taxonomie permet de classer les algorithmes MOACO suivant des caractéristiques communes comme le choix du modèle de phéromone, le processus de construction des solutions, la procédure d'évaluation des solutions (Pareto ou Non-Pareto), les stratégies de mises à jour des solutions (une seule (ou de multiples) matrice(s) de phéromone(s)), et enfin, la définition des solutions Pareto-optimales.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

A la base de ces taxonomies, nous pouvons distinguer deux familles d'algorithmes MOACO : Pareto et Non-Pareto. Les algorithmes MOACO basés sur une méthode d'évaluation Pareto (Pareto-based MOACO) consistent à générer des solutions sur le front de Pareto en appliquant les principes de Pareto-dominance. Les algorithmes les plus connus dans cette famille sont : CPACO (Angus, 2007), MOAQ (Romero et al., 1999), PACO-MO (Guntzsch et al., 2003), BicriterionAnt (Iredi et al., 2001) et ACO-bQAP (Lopez-Ibanez et al., 2004). Les algorithmes qui utilisent des méthodes d'évaluation Non-Pareto permettent de générer des solutions qui sont évaluées pour un ou plusieurs objectifs, en leur affectant un score qui reflète le degré de satisfaction d'une solution vis-à-vis de l'un des critères, ou un score basé sur la somme pondérée de toutes les valeurs des critères. Les algorithmes MOACO appartenant à cette famille Non-Pareto que nous avons identifié dans la littérature sont : MACS (Baran et al., 2003), MOACOM (Gravel et al., 2002), ACOAMO (McMullen, 2001), SACO (T'kindt et al., 2002), MACS-VRP (Gambardella et al., 1999), COMPETants (Doerner et al., 2003), ParetoACO (Doerner et al., 2004) et MONACO (Cardoso et al., 2003). La conception de ces différents algorithmes MOACO dépendent principalement de la définition des phéromones et des informations heuristiques.

De façon générale, nous pouvons définir la formule de probabilité permettant de construire les solutions par chaque fourmi k en allant d'un nœud i vers un nœud voisin j dans le cas d'un problème multi-objectif, avec Q objectifs à optimiser par :

$$p_{ij}^k = \frac{\left[\prod_{q=1}^Q (\tau_{ij}^q)^{\lambda_q} \right]^\alpha \times \left[\prod_{q=1}^Q (\eta_{ij}^q)^{\lambda_q} \right]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} \left(\left[\prod_{q=1}^Q (\tau_{il}^q)^{\lambda_q} \right]^\alpha \times \left[\prod_{q=1}^Q (\eta_{il}^q)^{\lambda_q} \right]^\beta \right)} \quad \text{si } j \in N_i^k \quad (\text{II.14})$$

L'ensemble N_i^k est l'ensemble des nœuds voisins de i . Les variables τ_{ij}^q et η_{ij}^q représentent respectivement la quantité de phéromone et l'information heuristique de j par rapport à i pour le $q^{\text{ième}}$ critère. Enfin, λ_q est le poids associé au critère q et qui peut être vu comme une valeur qui permet de peser l'importance relative du $q^{\text{ième}}$ critère, avec $\sum_{q=1}^Q \lambda_q = 1$ et $\lambda_q \in [0, 1]$.

II.3.5. Intérêt du choix des ACO pour notre problématique

La nécessité d'optimiser chaque choix technique conjointement avec ceux liés aux tâches de réalisation du projet a été initialement soulignée dans des travaux antérieurs réalisés au laboratoire LGP (Pitiot et al., 2010). Dans ces travaux, une méthode d'optimisation multi-objectif basée sur un algorithme évolutionnaire guidé par les connaissances (formalisées par un

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

réseau bayésien) a été proposée. Le principe de la méthode consiste à optimiser la sélection des scénarios de projet en tenant compte des choix de conception d'un système complexe et des activités de projet qui leurs sont associées. Un scénario est un ensemble de tâches qui doivent être planifiées en respectant les contraintes de précédence entre elles. Le but est d'obtenir un ensemble de scénarios Pareto-optimaux dans un espace objectif bidimensionnel (le coût total du projet et sa durée globale). Cependant, dans les travaux de (Pitiot et al., 2010), l'incertitude sur les valeurs des critères n'est pas prise en compte. Ainsi, une amélioration possible consiste à intégrer une troisième dimension : celle du risque, ou plutôt, celle des incertitudes en tant que conséquences des risques. Dans d'autres travaux antérieurs réalisés dans notre équipe de recherche, l'intégration du risque comme un troisième objectif à minimiser a été proposée en utilisant un algorithme multi-objectif basé sur un ACO standard (Baroso et al., 2014). Ces travaux ont montré qu'un algorithme ACO multi-objectif est capable de prendre en compte les risques inhérents à la réalisation des tâches de projet. Le travail élaboré dans cette thèse est une continuité de ces travaux de recherche et s'inscrit dans le contexte de l'optimisation multi-objectif sous incertitudes à base d'ACO pour la sélection de scénarios dans un graphe de projet intégré (cf. chapitre I, sous-section I.5.2.2).

Il existe de nombreuses applications académiques et industrielles réussies des algorithmes ACO (Dorigo et al., 2010) et de nombreux travaux dans la littérature attestent que l'utilisation de la métaheuristique ACO est très prometteuse dans le domaine du management de projet. Les ACO permettent, non seulement, de fournir des solutions quasi-optimales, mais aussi la résolution de problèmes difficiles ayant un temps de calcul très élevé. Dans (Fernandez et al., 2015), les auteurs ont développé une approche hybride basée principalement sur la métaheuristique ACO pour gérer de nombreux objectifs dans des problèmes réels d'optimisation de portefeuilles de projets. Cette approche permet la génération de portefeuilles de haute qualité par rapport à d'autres métaheuristicues aussi puissantes que les ACO permettant la génération de solutions Pareto-optimales. D'autres travaux ont prouvé la puissance des algorithmes ACO pour résoudre des réseaux déterministes et probabilistes tels que CPM / PERT en fournissant de bonnes solutions optimales et sous-optimales (Abdallah et al., 2009). Les travaux de (Chen et al., 2012) montrent l'efficacité d'un algorithme ACO basé sur l'approche Ant Colony System (ACS) couplé à la simulation Monte Carlo (MC) pour maximiser, sous incertitudes, la valeur actuelle nette (VAN) attendue des flux de trésorerie dans le cas de la planification de projets sous contraintes de ressources. La VAN est un indicateur financier qui tient compte de la valeur temporelle de l'argent en actualisant les flux de trésorerie. Une autre

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

application de la méthode ACO couplée à la simulation de Monte Carlo a été exploitée dans (Aghaie et al., 2009) pour un PCP - *Project Crashing Problem*, appelé aussi, problème d'accélération de projet (project acceleration). L'objectif est de déterminer la combinaison optimale des durées et des coûts des activités de projet permettant de satisfaire les objectifs de projet (temps d'exécution global du projet et son coût total) sous incertitudes. Cette méthode a montré les bonnes performances de l'approche ACO, en particulier sur un réseau PERT de grande taille.

De plus, en construisant les solutions étape par étape dans les algorithmes ACO (nœud après nœud donc tâche après tâche), il est possible de concevoir des heuristiques utiles pour diriger les fourmis afin d'éviter les tâches critiques le plus tôt possible (Chen et al., 2013). Cette caractéristique est un concept clé dans notre travail puisque nous proposons une approche permettant d'améliorer les performances de l'ACO standard dans un environnement multi-objectif et incertain. L'amélioration de l'ACO standard pour l'optimisation consiste à permettre aux fourmis non seulement d'apprendre des chemins précédemment empruntés par les autres fourmis, mais aussi de guider chaque fourmi dans son processus de sélection du prochain nœud (tâche) dans un graphe de projet. Ce processus repose sur un nouveau mécanisme d'apprentissage qui considère le parcours de chaque fourmi pour influencer son choix suivant en privilégiant un critère plutôt qu'un autre en fonction du capital consommé en termes de coût, de durée et de risque / incertitude. Ainsi, chaque fourmi peut apprendre des informations utiles sur le chemin emprunté afin d'influencer ses choix futurs en tenant compte des choix passés. Il est donc nécessaire d'utiliser une méthode qui construit les solutions en recherchant des chemins dans le graphe du projet nœud par nœud. Pour ces raisons, la métaheuristique ACO standard a été choisie afin d'être améliorée grâce à une méthode d'apprentissage. Cet algorithme permet la recherche de scénarios de projet de bonne qualité (au sens de la satisfaction des objectifs) dans un délai raisonnable. Dans certains travaux, les problèmes d'optimisation multi-objectif sont traités en agrégeant et en pondérant les objectifs multiples en fonction de leur importance relative (Dorigo et al., 2006a). Pour nous, le but de notre outil d'aide à la décision multicritère est d'offrir aux décideurs un ensemble de solutions Pareto-optimales afin ensuite de sélectionner un scénario à planifier pour la réalisation du système conçu, en offrant une certaine autonomie au décideur.

II.3.6. Synthèse

Nous avons présenté dans cette section les éléments permettant la compréhension du cadre de l'optimisation multi-objectif par colonies de fourmis que nous souhaitons mettre en place. Nous avons présenté d'abord l'origine de la métaheuristique ACO qui a été inspirée du comportement de colonies de fourmis réelles. Nous avons vu que les algorithmes ACO appartiennent à la famille des techniques d'optimisation approchées permettant la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire. Ces algorithmes ont été conçus en se basant sur l'intelligence collective de colonies de fourmis réelles pour résoudre des problèmes ayant des applications industrielles à l'aide de fourmis artificielles. Nous avons ensuite présenté des extensions des algorithmes ACO permettant la résolution de problèmes d'optimisation multi-objectif. Ces algorithmes sont regroupés sous le nom de MOACO et permettent d'optimiser simultanément des objectifs qui peuvent être conflictuels. Nous avons présenté également une taxonomie de ces algorithmes et nous avons pu conclure que la conception d'un algorithme MOACO dépend essentiellement de deux éléments : la manière de définir des phéromones et les informations heuristiques. Dans le cas de notre travail, l'algorithme MOACO proposé pour résoudre notre problème fait partie des approches Pareto qui permettent d'évaluer les solutions générées en appliquant les principes de la dominance au sens de Pareto. L'utilisateur dispose ainsi d'un moyen simple d'imposer ses préférences quant à un objectif en particulier. Nous souhaitons cette autonomie pour le décideur lors de la phase de sélection de scénario (cf. sous-section I.5.2.2). De plus, quel que soit le nombre d'objectifs à optimiser, les algorithmes MOACO permettent de construire des solutions à partir de la même formule de probabilité (cf. formule II.14). Cette formule de probabilité est générique et paramétrable en fonction des stratégies adoptées pour la conception de l'algorithme et des résultats attendus pour la résolution de notre problème multi-objectif. Enfin, nous avons justifié à la fin de cette section le choix des ACO pour résoudre notre problème d'optimisation multi-objectif. Ces algorithmes ont la particularité d'intégrer des mécanismes d'apprentissage qui permettent d'apprendre des chemins empruntés par les précédentes fourmis afin d'influencer les choix. Nous allons exploiter ces possibilités d'apprentissage des ACO afin de proposer notre propre algorithme MOACO et son propre mécanisme d'apprentissage. Comme nous l'avons exprimé dans le chapitre I, nous devons également tenir compte des incertitudes sur les valeurs des critères de coût et de durée au cours du processus d'optimisation. Ainsi, dans la prochaine section, nous présentons un panorama de travaux existants dans la littérature et permettant d'intégrer les incertitudes pour des problèmes d'optimisation multi-objectif.

II.4. Optimisation multi-objectif sous incertitudes

La définition des incertitudes a été le sujet de plusieurs théories. Ces théories incluent principalement la théorie des probabilités (Helton et al., 2004), la théorie des possibilités (Dubois et Prade, 1988) et la théorie des fonctions de croyances (Dempster, 1967) (Smets et al., 1994).

II.4.1. Différents cadres de modélisation des incertitudes

La théorie des probabilités constitue un cadre standard pour la mesure et la prise en compte des incertitudes depuis le milieu du 17^{ème} siècle (Bahri et al., 2018) (Tacnet et al., 2010). C'est un bon outil qui permet de modéliser quantitativement les incertitudes lorsque les distributions de probabilités sont connues. De plus, la théorie des probabilités bénéficie d'un cadre théorique riche qui permet d'étudier de façon précise l'impact de la variabilité des données incertaines (Croquet, 2012). Cependant, il existe des situations où le cadre probabiliste ne peut pas être appliqué comme dans le cas de l'ignorance totale (Bahri et al., 2018).

D'autres méthodes comme la théorie des possibilités représentent alors une alternative pour manipuler des connaissances imparfaites et représenter des informations incertaines dans un cadre non probabiliste. La théorie des possibilités est une extension de la théorie des sous-ensembles flous qui a été introduite par Zadeh (Zadeh, 1978) afin de modéliser des informations énoncées en langage naturel.

La théorie des fonctions de croyances, également nommée la théorie de l'évidence ou la théorie de Dempster-Shafer (Dempster, 1967) (Shafer, 1976) est un cadre théorique qui permet de généraliser les deux cadres précédents. Elle peut être vue également comme une extension de l'utilisation de la théorie des probabilités sous forme d'intervalles de probabilités initialement développés par Dempster (Dempster, 1967). Elle est connue entre autres, pour ses outils permettant d'intégrer des avis provenant de sources différentes. Cette théorie a connu plusieurs évolutions au fil des années et plusieurs variantes ont vu le jour comme le modèle de Shafer (Shafer, 1976), le modèle des croyances transférables (Smets et al., 1994) ou encore la théorie de Dezert-Smarandache, appelée aussi la théorie du raisonnement plausible et paradoxal (Smarandache et al., 2009).

Ces différents cadres de représentation des incertitudes ne doivent pas être vus comme rivales, mais comme proposant plutôt des représentations complémentaires de l'incertitude. D'ailleurs,

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

certaines travaux proposent des transformations permettant le passage d'un formalisme à un autre (Masson, 2005).

L'incertitude est relative à la véracité de l'information et caractérise son degré de conformité à la réalité (Masson, 2005). Une définition plus globale a été proposée dans (Zimmermann, 2000). L'auteur considère que l'incertitude implique toute situation où une personne ne peut pas avoir toutes les informations qualitatives et quantitatives lui permettant de décrire, de prescrire ou de prévoir numériquement un système, son comportement ou d'autres caractéristiques. D'autres auteurs distinguent deux types d'incertitudes (Croquet, 2012) (Kangas et al., 2004) (Masson, 2005) (Rohmer, 2007) :

- l'**incertitude aléatoire ou objective** qui peut être assimilée à un aléa. C'est le résultat de la variabilité naturelle du système, de l'événement ou des phénomènes modélisés qu'il est impossible d'éliminer. Ce type d'incertitude est modélisé à l'aide des probabilités et des statistiques ;
- l'**incertitude épistémique ou subjective** est liée essentiellement à la méconnaissance de l'issue d'un événement ou de phénomènes. Elle dépend du crédit accordé à la source qui fournit l'information vis-à-vis de l'occurrence d'un événement. Ainsi, l'avis de l'expert et son degré d'expertise permettent de pallier le manque d'informations ou la présence de données limitées. Ce type d'incertitudes est modélisé à l'aide de méthodes subjectives basées particulièrement sur l'opinion, le jugement et les décisions de l'expert comme les méthodes bayésiennes (Carlin et al., 2000), l'analyse des intervalles (Moore, 1966), la théorie de la certitude (Kanal et al., 1986), la théorie des possibilités, la théorie des fonctions de croyances et la théorie des sous-ensembles flous.

Dans le cadre de notre travail, nous considérons que l'incertitude est principalement de nature épistémique. En effet, le plus souvent quand une durée ou un coût est estimé, l'avis de l'expert est nécessaire. Autrement dit, nous lui demandons d'estimer cette valeur de façon subjective. Parfois, ces valeurs sont estimées en tenant compte de précédentes réalisations présentes dans la base d'expériences. Néanmoins, nous n'avons pas suffisamment de données pour pouvoir utiliser des méthodes telles que les statistiques pour représenter cette incertitude.

Dans le chapitre suivant, nous modéliserons l'incertitude subjective de deux façons différentes :

- par des intervalles encadrant les valeurs de coûts et de durées (cf. III.3.1),
- par des distributions de probabilités (subjectives) pour représenter les variables de coûts et de durées (cf. III.4.1).

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

L'utilisation d'intervalles pour modéliser les incertitudes est à la base des techniques de modélisation de l'incertitude subjective telles que les fonctions de croyance. Aussi, bien que l'utilisation des probabilités soit associée principalement aux approches aléatoires, elles sont aussi couramment utilisées pour représenter des avis subjectifs (méthodes bayésiennes par exemple). L'inconvénient principal de ce cadre de représentation est qu'il n'est pas possible de représenter la méconnaissance totale et l'imprécision puisqu'il est d'usage dans ce cas d'utiliser l'équiprobabilité (répartition uniforme de la probabilité sur l'intervalle incertain).

II.4.2. Optimisation sous incertitudes

La prise en compte des incertitudes dans les problèmes d'optimisation se révèle nécessaire pour éviter des interprétations fallacieuses des résultats (Croquet, 2012). Ainsi, lors de la résolution des problèmes d'optimisation, il est nécessaire que l'algorithme d'optimisation tienne compte des incertitudes (Mlakar et al., 2014).

Les techniques de sélection de solutions Pareto-optimales sont naturellement liées aux problèmes d'optimisation multi-objectif. La spécificité de ces problèmes d'optimisation est la génération d'un ensemble de solutions Pareto-optimales représentant un compromis entre des critères souvent conflictuels, mais aussi incertains. En effet, la construction du front de Pareto doit tenir compte de ces incertitudes au cours du processus de recherche de solutions Pareto-optimales. Dans la littérature, beaucoup de travaux proposent des techniques d'analyse des solutions Pareto-optimales sous incertitudes. Par exemple, dans (Mlakar et al., 2014), les auteurs distinguent deux approches différentes pour comparer des solutions sous incertitudes et déterminer les relations de dominance entre elles. La première approche consiste à considérer la valeur approchée pour chaque critère et la variance de ces valeurs (afin de représenter des solutions incertaines), puis, les transformer en une seule valeur et comparer ces valeurs uniques. La deuxième approche s'appuie sur le calcul des intervalles de confiance et la comparaison directe des solutions à l'aide de ces intervalles. Les auteurs ont d'ailleurs adopté la dernière technique en proposant de nouvelles relations de Pareto-dominance avec la particularité de comparer des solutions multi-objectif sous contraintes. Dans (Bahri et al., 2013), les auteurs proposent une approche basée sur la théorie des possibilités où les incertitudes sont modélisées par des distributions de possibilités triangulaires. De nouvelles relations de Pareto optimalité ont été proposées et ont conduit à définir des classes pour comparer les solutions. Ainsi, des relations de forte Pareto-dominance, faible Pareto-dominance et d'indifférence ont été définies et appliquées dans un problème de tournées de véhicules avec des demandes incertaines. Un

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

autre concept basé sur la comparaison de solutions sous incertitudes à l'aide d'intervalles ayant des valeurs continues et distribuées uniformément a été proposé dans (Teich, 2001). Dans cette approche, les solutions sont comparées à partir du calcul des probabilités de dominance entre ces distributions. L'approche a été appliquée et implémentée dans un algorithme SPEA modifié. Dans (Coelho, 2015), l'auteur évoque l'importance de tenir compte des incertitudes inhérentes à tous les systèmes d'ingénierie, à travers la prise en compte de l'aspect aléatoire et de la variabilité au cours de la recherche des solutions Pareto-optimales. Il a donc modélisé les incertitudes en utilisant des distributions de probabilités de variables aléatoires suivant une loi normale standard. Une probabilité de Pareto-dominance a été définie et évaluée suivant des techniques différentes avant d'être incorporée dans un algorithme évolutionnaire pour l'optimisation multi-objectif basée sur la fiabilité. D'autres travaux considèrent que les incertitudes doivent être prises en compte lors de l'évaluation et la comparaison des solutions dans n'importe quel cadre multi-objectif. Par exemple dans (Das et al., 2009), les auteurs distinguent les approches probabilistes, permettant d'établir des relations probabilistes de dominance à partir de distributions uniformes et des approches basées sur la logique floue, s'appuyant par exemple sur des métriques qui mesurent la qualité de chacune des solutions appartenant au front de Pareto. Dans un autre travail (Hendriks et al., 2011), les auteurs proposent une méthode générale qui tient compte des incertitudes durant l'analyse du front de Pareto. Cette méthode est centrée autour de la dominance non-déterministe entre l'ensemble des solutions et l'utilisation des relations de dominance sur les intervalles. Notons que certaines approches dans la littérature permettent de tenir compte des incertitudes sur des fonctions objectif dans le cas de l'optimisation multi-objectif. Citons par exemple les méthodes d'agrégation (Goncalves et al., 2009) (Paquete et al., 2007) permettant de transformer un problème d'optimisation multi-objectif en un problème d'optimisation mono-objectif sous incertitudes à l'aide d'une seule fonction objectif agrégée.

II.4.3. Application à notre problème d'optimisation

Dans notre approche, nous nous intéressons aux problèmes d'optimisation multi-objectif où plusieurs objectifs sont optimisés simultanément dans un cadre incertain. Nous avons choisi d'optimiser sous incertitudes des objectifs que nous considérons indépendants par hypothèse (coût, durée, risque/incertitude). Il est important de noter que le critère « Risque » dans nos travaux correspond à l'impact des risques, c'est-à-dire à l'incertitude sur les valeurs des critères coût et durée. La modélisation des incertitudes est réalisée au moment de la définition des tâches du graphe intégré de projet lors du processus de management des risques. Ces incertitudes

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

doivent être la traduction de l'impact des risques. De plus, l'outil d'aide à la décision multicritère que nous proposons est basé sur un algorithme d'optimisation qui permet de construire des scénarios Pareto-optimaux tout en tenant compte des incertitudes sur les critères de coût et de durée. Ces scénarios sont donc inconnus a priori. Cet algorithme a la particularité de pouvoir modifier ces choix selon que les premières tâches choisies sont trop risquées (apprentissage dynamique). A la base de tous ces éléments, nous proposons et nous comparons deux approches distinctes de modélisation des incertitudes, intégrées dans le même algorithme d'optimisation.

La première approche repose sur trois objectifs à optimiser (coût, durée, incertitude). Il s'agit d'une approche de modélisation par intervalles des incertitudes sur les valeurs de critères de coût et de durée. A ces deux critères s'ajoute l'incertitude comme un troisième objectif à part entière à optimiser. L'évaluation et l'agrégation des augmentations des valeurs de coûts et de durées permet de définir le critère « incertitude ». La deuxième approche permet de travailler dans un espace d'optimisation bi-objectif (coût, durée). Dans cette approche, la modélisation des incertitudes est réalisée à l'aide de distributions de probabilités des valeurs de coûts et de durées. Les solutions sur le front de Pareto sont évaluées et comparées sous incertitudes en fonction du calcul de probabilités de dominance que nous détaillons dans la partie III.4.2.1.

II.5. Conclusion

Dans ce chapitre, les différents concepts liés à l'optimisation combinatoire et multi-objectif ont été présentés. Nous avons vu que les métaheuristiques sont parmi les méthodes approchées les mieux adaptées à la résolution dans un temps raisonnable de problèmes d'optimisation multi-objectif qui sont généralement de nature combinatoire et complexe. Nous avons montré également l'intérêt du choix de la métaheuristique ACO pour résoudre notre problème. Cet algorithme permet non seulement l'optimisation de plusieurs objectifs conflictuels simultanément, mais aussi la mise en œuvre de mécanismes d'apprentissage efficaces permettant d'améliorer les performances. En effet, la problématique d'optimisation multi-objectif à résoudre dans le chapitre III repose sur la sélection d'un scénario optimal dans un modèle de graphe de projet intégré et ayant comme objectifs à optimiser le coût total du projet, sa durée globale ainsi que les incertitudes sur ces deux critères. Les diverses applications des ACO citées dans la littérature ont montré leur efficacité pour résoudre des problèmes d'optimisation de graphes, particulièrement dans le cas de la planification de projet. Les différents résultats encourageant des ACO dans la littérature nous ont alors menés à adopter

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

cette métaheuristique pour proposer notre propre outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes. De plus les ACO ont la particularité de permettre aux fourmis d'apprendre de leurs chemins précédents et d'influencer leurs nouveaux choix. Cet outil intervient dans la phase d'optimisation de notre processus intégré d'ingénierie système et de management de projet (cf. Figure 14, chapitre I, sous-section I.5.2) et permet de déclencher les autres phases du processus jusqu'à la clôture finale du projet.

Nous avons vu également que les incertitudes sont inhérentes aux objectifs du projet (coût, durée). L'outil d'aide à la décision multicritère doit tenir compte de ces incertitudes, au plus tôt, lors de la définition du modèle de graphe collaboratif par tous les acteurs du projet. Nous avons alors présenté quelques techniques de modélisation des incertitudes existantes dans la littérature. Un bref panorama sur les différents travaux d'optimisation multi-objectif sous incertitudes a ensuite été introduit afin de considérer les différentes techniques utilisées pour l'évaluation, la comparaison et la sélection sous incertitudes de solutions sur un front de Pareto. A la base de tous ces éléments, nous avons choisi de travailler avec deux approches distinctes de modélisation des incertitudes : i) l'approche à trois objectifs incluant l'incertitude globale comme un critère à part entière (incertitude modélisée sous forme d'intervalle) ; ii) l'approche à deux objectifs où les coûts et les durées des tâches du graphe de projet sont représentés par l'intermédiaire de distributions de probabilités subjectives.

Dans le chapitre suivant, nous allons proposer notre outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes à base d'ACO. Tout d'abord, nous allons présenter le modèle du graphe de projet sur lequel notre outil d'optimisation va être appliqué. Ensuite, nous allons détailler notre approche de résolution du problème de sélection de scénarios de projet en considérant deux façons de prendre en compte l'incertitude (intervalles vs. probabilités subjectives) et en proposant les algorithmes ACO correspondant. Une fois les algorithmes détaillés, nous présenterons les expérimentations réalisées tout en discutant des différents résultats obtenus.

A la fin de ce chapitre, nous évoquerons les particularités de chaque approche vis-à-vis la résolution de notre problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

CHAPITRE III. OUTIL D'AIDE A LA DECISION MULTICRITERE SOUS INCERTITUDES A BASE D'ACO

III.1. Introduction	87
III.2. Modèle de graphe de projet	88
III.3. Approche de résolution à trois dimensions.....	90
III.3.1. Evaluation des performances d'un scénario sous incertitudes.....	90
III.3.2. Algorithme d'optimisation MONACO	92
III.3.3. Description de l'algorithme	95
III.3.4. Expérimentations, résultats et discussion.....	97
III.3.5. Synthèse	106
III.4. Approche de résolution à deux dimensions	107
III.4.1. Modélisation des incertitudes à l'aide de distributions de probabilités	107
III.4.2. Probabilité de Pareto-dominance	112
III.4.3. Algorithme d'optimisation MOPACO.....	117
III.4.4. Description de l'algorithme	119
III.4.5. Expérimentations, résultats et discussion.....	121
III.4.6. Synthèse	124
III.5. Conclusion	125

III.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous répondons à la problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes que nous avons définie dans la sous-section I.5.3 à la fin du chapitre I. Notre contribution consiste à proposer un outil d'aide à la décision multicritère qui permet d'optimiser la sélection de scénarios dans un graphe de projet intégré, tout en tenant compte au plus tôt des incertitudes sur les objectifs de projet (coût, durée). Ce graphe de projet contient toutes les possibilités de choix de conception et de réalisation d'un nouveau système. Il est le résultat d'un travail collaboratif et d'une concertation permanente entre les différents acteurs et parties prenantes du projet. Le modèle du graphe de projet ainsi que l'outil d'aide à la décision multicritère font parties intégrantes d'un processus général d'intégration des processus de management de projet et d'ingénierie système (cf. section I.5 du chapitre I).

L'outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes que nous proposons dans ce chapitre est basé principalement sur la métaheuristique ACO (cf. chapitre II). Cet outil est appliqué sur un graphe de projet dont la formalisation mathématique est donnée dans la section III.2. La résolution de notre problématique d'optimisation est abordée suivant deux approches : une approche à trois dimensions et une approche à deux dimensions.

La première approche (cf. section III.3) consiste à optimiser simultanément trois objectifs : le coût total du projet, sa durée totale et l'incertitude globale liée au projet. Ainsi, l'incertitude est considérée comme un troisième objectif à part entière à optimiser. Les incertitudes sur les coûts et les durées des tâches de projet sont modélisées à l'aide d'intervalles simples. L'incertitude globale est calculée à l'aide d'un opérateur d'agrégation des pourcentages d'augmentation des valeurs nominales des coûts et des durées des tâches. L'algorithme d'optimisation proposé dans cette approche est appelé MONACO - *Multi-objective New Ant Colony Optimization*. Il est présenté en détail dans la section III.3.

La deuxième approche (cf. section III.4) est une approche de résolution dans un espace des objectifs à deux dimensions (coût, durée). Les incertitudes sur ces deux critères sont causées par les risques et elles sont modélisées en représentant les valeurs de coûts et de durées des tâches du projet sous formes de distributions de probabilités. Une méthode probabiliste permet de comparer, au sens de Pareto et sous incertitudes, les scénarios d'un graphe de projet selon les critères de coût et de durée. Elle consiste à calculer les probabilités de dominance des scénarios de projet afin de construire le front de Pareto. Ce front de Pareto contient les solutions non dominées au sens de Pareto selon un seuil d'incertitude fixé par le décideur. Cette deuxième

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

approche est basée sur l'algorithme d'optimisation MOPACO - *Multi-objective Probabilistic Ant Colony Optimization* qui est adapté de l'algorithme MONACO avec deux changements majeurs : i) le passage de trois objectifs à deux objectifs (suppression de l'incertitude globale comme troisième objectif à optimiser) et, ii) la modélisation des incertitudes sur les valeurs de coûts et de durées par des distributions de probabilités (cf. section III.4).

La majeure partie des travaux proposés dans ce chapitre a été présentée dans (Lachhab et al., 2016) et (Lachhab et al., 2018a). Une autre partie de ces travaux a été présentée dans (Lachhab et al., 2018b). Nous concluons ce chapitre par une discussion sur les deux approches proposées pour la résolution de notre problématique d'optimisation multi-objectif sous incertitudes.

Dans la section suivante, nous présentons le modèle d'un graphe de projet.

III.2. Modèle de graphe de projet

Le processus intégré défini dans la sous-section I.5.2 est basé sur l'utilisation d'un modèle de projet générique et intégré contenant tous les scénarios possibles (Figure 18).

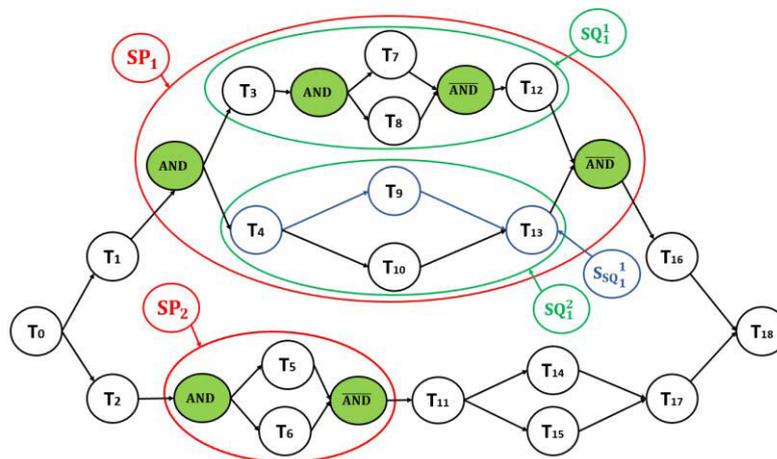


Figure 18. Exemple d'un graphe de projet intégré (Lachhab et al., 2018a)

Le modèle de projet global que les différents acteurs peuvent renseigner de manière concertée et collaborative est formulé à l'aide d'un graphe orienté et acyclique. Ce graphe de projet, noté $G = (N, A)$, est une représentation formelle de notre problème. Nous avons présenté la structure générale dans le chapitre I (sous-section I.5.1). Nous rappelons brièvement cette structure avant de décrire le modèle formel. Il est défini au moyen d'un ensemble de nœuds N et d'un ensemble d'arcs A . Les arcs permettent de relier les nœuds et représentent les contraintes d'antériorité entre les tâches. Les nœuds du graphe représentent les tâches du projet ainsi que les opérateurs logiques de conjonction (AND , \overline{AND}). Le premier et le dernier nœud du graphe sont fictifs (ils ne représentent que le début et la fin du projet). Dans la première approche à trois dimensions,

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

chaque nœud tâche du graphe de projet est associé à un triplet (C, D, I) correspondant au coût de la tâche, à sa durée et à la valeur de l'incertitude globale associée à ces deux critères. Cette incertitude est la conséquence de l'occurrence d'événements indésirables dont les impacts augmentent le coût total du projet et/ou sa durée globale. Elle est modélisée dans cette approche à l'aide d'intervalles équiprobables. La borne inférieure de l'intervalle représente la valeur nominale de chaque critère (coût, durée) et la borne supérieure correspond à la valeur maximale obtenue à partir de connaissances expertes et/ou des expériences passées.

Le graphe de projet G considéré peut comprendre des sous-graphes en fonction de la complexité du projet. Le sous-graphe est défini comme un sous-projet qui commence par un nœud de divergence (AND) et qui se termine par un nœud de convergence (\overline{AND}). C'est le cas, par exemple, de SP_1 et de SP_2 qui sont deux sous-projets dans le graphe de la Figure 18. Après le premier nœud du graphe de projet, tous les choix techniques et les choix de réalisation qui leurs sont associés sont représentés.

Le projet P est formulé, dans l'équation III.1, comme l'union de l'ensemble des tâches du projet T^P et de l'ensemble des sous-projets SP^P :

$$P = T^P \cup SP^P \quad (III.1)$$

Comme le montre la Figure 18, un sous-projet est composé de sous-séquences parallèles. Chaque sous-séquence SQ est composée d'autres tâches, mais peut également inclure d'autres sous-projets séquentiels délimités par des nœuds AND et \overline{AND} . Un scénario S est défini comme un chemin dans le graphe et formulé dans l'équation III.2 comme un ensemble de tâches séquentielles et ordonnées $\{T_i^r\}$ et/ou de sous-projets $\{SP_j^r\}$ à réaliser. Dans notre modèle, chaque tâche T_i et chaque sous-projet SP_j a un rang r correspondant à leur position dans le scénario S :

$$S = \{T_i^r\}_{T_i \in T^P} \cup \{SP_j^r\}_{SP_j \in SP^P} \quad (III.2)$$

Un exemple de scénario S issu du graphe de projet de la Figure 18 est représenté dans la Figure 19. Dans cet exemple, nous avons $S = \{T_0^1, T_2^2, SP_2^3, T_{11}^4, T_{15}^5, T_{18}^6\}$. Les valeurs de coût, de durée et d'incertitude liées à chaque tâche sont définies de la manière suivante. Pour une tâche T_i , la valeur du coût de la tâche est donnée par l'intervalle $[C_{T_i}^-, C_{T_i}^+]$. La valeur de durée est donnée par l'intervalle $[D_{T_i}^-, D_{T_i}^+]$. Les valeurs nominales de coût et de durée sont respectivement $C_{T_i}^-$ et $D_{T_i}^-$. Les notations sont identiques pour un sous-projet SP_j : $[C_{SP_j}^-, C_{SP_j}^+]$ et $[D_{SP_j}^-, D_{SP_j}^+]$.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

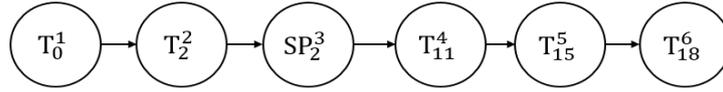


Figure 19. Exemple de scénario S

En utilisant cette formalisation, nous décrivons dans la section suivante notre approche de résolution à trois dimensions.

III.3. Approche de résolution à trois dimensions

Dans cette section, nous présentons notre algorithme de résolution à trois dimensions appelé MONACO. Dans la sous-section III.3.1, la modélisation formelle des valeurs de coût, de durée et d'incertitude pour chaque scénario S du graphe de projet est présentée. Ensuite, l'algorithme d'optimisation multi-objectif MONACO est détaillé dans la sous-section III.3.2 et son pseudo-code est présenté dans la sous-section III.3.3. Cet algorithme est instancié sur un modèle de graphe de projet et comparé avec l'algorithme MOACO standard (cf. sous-section III.3.4). L'objectif de cette comparaison est de montrer l'efficacité de l'algorithme MONACO vis-à-vis l'algorithme MOACO pour la résolution optimale de notre problème d'optimisation combinatoire dans un temps raisonnable. Nous terminons cette section par une synthèse sur l'approche à trois dimensions (cf. sous-section III.3.5) et l'introduction de la deuxième approche de résolution à deux dimension.

III.3.1. Evaluation des performances d'un scénario sous incertitudes

La modélisation des incertitudes résultant de l'impact des risques sur les valeurs de coût et de durée des tâches, et par conséquent, des scénarios de projet est réalisée au moyen d'intervalles. Nous définissons par conséquent la performance d'un scénario S à l'aide des indicateurs de coût et de durée suivants. Le coût total C_s d'un scénario S dans un projet P, est défini par :

$$C_s = \sum_{T_i \in S} [C_{T_i}^-, C_{T_i}^+] + \sum_{SP_j \in S} [C_{SP_j}^-, C_{SP_j}^+] = [C_s^-, C_s^+] \quad (\text{III.3})$$

De la même manière, la durée totale D_s du scénario S est définie par :

$$D_s = \sum_{T_i \in S} [D_{T_i}^-, D_{T_i}^+] + \sum_{SP_j \in S} [D_{SP_j}^-, D_{SP_j}^+] = [D_s^-, D_s^+] \quad (\text{III.4})$$

Les bornes C_s^- et C_s^+ sont respectivement associées à la valeur nominale du coût du scénario S et à sa valeur maximale en cas d'occurrence d'événements indésirables. Les bornes D_s^- et D_s^+ sont définies respectivement comme la valeur nominale et la valeur maximale des durées pour

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

un scénario donné S . Les quadruplets $(C_{T_i}^-, C_{SP_j}^-, D_{T_i}^-, D_{SP_j}^-)$ et $(C_{T_i}^+, D_{T_i}^+, C_{SP_j}^+, D_{SP_j}^+)$ représentent respectivement les bornes inférieures et supérieures des valeurs de coût /durée pour chaque tâche et sous-projet du graphe de projet. Considérons maintenant SP_j , un sous-projet du projet P , composé de q sous-séquences parallèles SQ_j^k , avec $k \in \{1, \dots, q\}$. $S_{SQ_j^k}$ est le scénario associé à la sous-séquence k . Sa durée est donnée par :

$$D_{S_{SQ_j^k}} = \sum_{T_h \in S_{SQ_j^k}} [D_{T_h}^-, D_{T_h}^+] + \sum_{SP_1 \in S_{SQ_j^k}} [D_{SP_1}^-, D_{SP_1}^+] = \left[D_{S_{SQ_j^k}}^-, D_{S_{SQ_j^k}}^+ \right] \quad (III.5)$$

Ainsi, la durée du sous-projet D_{SP_j} est calculée en utilisant l'équation III.5 en considérant que chaque tâche/sous-projet est réalisée au plus tôt. La durée D_{SP_j} est donnée par :

$$D_{SP_j} = \left[\text{MAX}_{SQ_j^k \in SP_j} (D_{S_{SQ_j^k}}^-), \text{MAX}_{SQ_j^k \in SP_j} (D_{S_{SQ_j^k}}^+) \right] = \left[D_{SP_j}^-, D_{SP_j}^+ \right] \quad (III.6)$$

Cela correspond aux durées minimales et maximales de la sous-séquence la plus longue. Nous allons définir maintenant la valeur globale de l'incertitude pour un scénario S . La valeur de l'incertitude globale I_s d'un scénario S est définie en agrégeant les incertitudes estimées pour le coût et la durée du scénario. L'opérateur d'agrégation considéré est l'opérateur GOWA (Generalized Ordered Weighted Averaging) (Yager, 2004). L'opérateur GOWA appartient à une classe d'opérateurs paramétrables que nous utilisons pour calculer l'incertitude globale I_s liée à un scénario S en agrégeant les incertitudes sur le coût et la durée. L'incertitude I_s est alors calculé comme suit :

$$I_s = \sqrt[z]{w_C \times \left(\frac{C_S^+ - C_S^-}{C_S^-} \right)^z + w_D \times \left(\frac{D_S^+ - D_S^-}{D_S^-} \right)^z} \quad (III.7)$$

Les expressions suivantes $\left(\frac{D_S^+ - D_S^-}{D_S^-} \right)$ et $\left(\frac{C_S^+ - C_S^-}{C_S^-} \right)$ représentent les valeurs relatives d'augmentation des valeurs nominales de coût et de durée du scénario S . Les paramètres w_C et w_D sont des poids satisfaisant $w_C + w_D = 1$ et z est un paramètre, tel que $z \in (-\infty, +\infty)$. En choisissant, par exemple, $z = 2$, I_s est la moyenne quadratique de l'incertitude relative des valeurs de coût et de durée pour le scénario S . Lorsque $z \rightarrow +\infty$, l'opérateur GOWA fonctionne comme un opérateur MAX. Lorsque $z \rightarrow -\infty$, l'opérateur GOWA fonctionne comme un opérateur MIN.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Nous avons présenté la méthode employée pour évaluer les performances d'un scénario S . Les indicateurs C_S^- , D_S^- et I_S constituent donc les trois critères que nous utilisons dans notre algorithme d'optimisation MOACO. Ils correspondent à la valeur nominale du coût du scénario S , à la valeur nominale de la durée et à l'incertitude globales sur ces deux valeurs. Nous présentons dans la sous-section suivante notre algorithme d'optimisation MONACO basé sur ce formalisme.

III.3.2. Algorithme d'optimisation MONACO

Dans cette partie, notre outil d'aide à la décision multicritère basé sur l'algorithme MONACO est présenté. L'algorithme MONACO fonctionne à l'aide d'une colonie de fourmis qui construit des solutions à partir d'un graphe de projet en minimisant simultanément le coût total du projet, sa durée totale et l'incertitude globale associée à ces deux critères.

À chaque itération, chaque fourmi construit sa solution indépendamment des autres. Chaque arc (i, j) du graphe G est marqué par trois traces de phéromones correspondant aux critères du triplet (C, D, I) . La quantité de phéromones présente sur l'arc (i, j) pour chaque critère $O \in \{C, D, I\}$ est notée τ_{ij}^O . Toutes les fourmis de la colonie débutent leur recherche de chemin à partir du premier nœud du graphe de projet. Le prochain nœud j à atteindre par une fourmi f à partir d'un nœud i du graphe est sélectionné en utilisant la formule de probabilité p_{ij}^f . La probabilité p_{ij}^f est exprimée en fonction de l'attractivité locale du nœud j et de l'attractivité globale fournie par les traces de phéromones par rapport à chaque critère du projet (coût, durée, incertitude). La probabilité p_{ij}^f dépend également des poids (α, β) associés respectivement aux attractivités globales et locales.

La formule de probabilité est donnée dans l'équation III.8, avec $j \in N_i$ (N_i est l'ensemble des nœuds voisins du nœud i) :

$$p_{ij}^f = \frac{\left[(\tau_{ij}^C)^{\lambda_j^C} (\tau_{ij}^D)^{\lambda_j^D} (\tau_{ij}^I)^{\lambda_j^I} \right]^\alpha \times \left[(\eta_{ij}^C)^{\lambda_j^C} (\eta_{ij}^D)^{\lambda_j^D} (\eta_{ij}^I)^{\lambda_j^I} \right]^\beta}{\sum_{l \in N_i} \left(\left[(\tau_{il}^C)^{\lambda_l^C} (\tau_{il}^D)^{\lambda_l^D} (\tau_{il}^I)^{\lambda_l^I} \right]^\alpha \times \left[(\eta_{il}^C)^{\lambda_l^C} (\eta_{il}^D)^{\lambda_l^D} (\eta_{il}^I)^{\lambda_l^I} \right]^\beta \right)} \quad (\text{III.8})$$

Ainsi, chaque fourmi f parcourt le graphe en choisissant le prochain nœud à rejoindre selon la probabilité p_{ij}^f jusqu'à l'arrivée au dernier nœud. Le triplet $(\eta_{ij}^C, \eta_{ij}^D, \eta_{ij}^I)$ représente les

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

attractivités locales du nœud j liées respectivement aux critères du triplet (C, D, I) à partir du nœud i. Elles sont calculées comme suit :

$$\eta_{ij}^C = \frac{\varphi^C}{C_{T_j}^-} \quad (\text{III.9})$$

$$\eta_{ij}^D = \frac{\varphi^D}{D_{T_j}^-} \quad (\text{III.10})$$

$$\eta_{ij}^I = \frac{\varphi^I}{I_{T_j}} \quad (\text{III.11})$$

Les constantes ($\varphi^C, \varphi^D, \varphi^I$) sont respectivement supérieures ou égales aux valeurs du triplet ($C_{T_j}^-, D_{T_j}^-, I_{T_j}$) pour garantir que les attractivités locales ($\eta_{ij}^C, \eta_{ij}^D, \eta_{ij}^I$) sont toujours supérieures ou égales à 1. Elles sont calculées comme suit :

$$\varphi^C = \text{MAX}_{T_j \in T^P} (C_{T_j}^-) \quad (\text{III.12})$$

$$\varphi^D = \text{MAX}_{T_j \in T^P} (D_{T_j}^-) \quad (\text{III.13})$$

$$\varphi^I = \text{MAX}_{T_j \in T^P} (I_{T_j}) \quad (\text{III.14})$$

I_{T_j} est la valeur estimée de l'incertitude liée à la tâche T_j . I_{T_j} est donnée par l'équation III.15. Elle est calculée à l'aide de l'opérateur GOWA :

$$I_{T_j} = \sqrt[z]{w_C \times \left(\frac{C_{T_j}^+ - C_{T_j}^-}{C_{T_j}^-} \right)^z + w_D \times \left(\frac{D_{T_j}^+ - D_{T_j}^-}{D_{T_j}^-} \right)^z} \quad (\text{III.15})$$

A la fin de chaque itération, chaque fourmi de la colonie ayant atteint le dernier nœud du graphe de projet dépose trois quantités de phéromones ($\tau_{ij}^C, \tau_{ij}^D, \tau_{ij}^I$), associées aux trois critères (C, D, I), sur chaque arc (i, j) appartenant au chemin emprunté (c'est-à-dire son scénario). Les quantités de phéromones sont initialisées avec les valeurs du triplet ($\tau_0^C, \tau_0^D, \tau_0^I$) et sont mises à jour à la fin de chaque itération en prenant en compte le taux d'évaporation des phéromones d'une itération à une autre. Le taux d'évaporation est noté par ρ et les formules de mises à jour des quantités de phéromones sur chaque arc (i, j) par rapport à chaque critère du triplet (C, D, I) entre l'itération it et l'itération it + 1 sont formulées par :

$$\tau_{ij}^C(it + 1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}^C(it) + \sum_{S \in \{S_{it}\}} \frac{1}{C_S} \quad (\text{III.16})$$

$$\tau_{ij}^D(it + 1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}^D(it) + \sum_{S \in \{S_{it}\}} \frac{1}{D_S} \quad (\text{III.17})$$

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

$$\tau_{ij}^I(it + 1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}^I(it) + \sum_{S \in \{S_{it}\}} \frac{1}{I_s} \quad (\text{III.18})$$

$\{S_{it}\}$ est l'ensemble des scénarios construits par toutes les fourmis de la colonie à l'itération it qui passent par l'arc (i, j) . Les formules de mise à jour des phéromones sont définies à partir de l'algorithme ACO standard (Dorigo et al., 2006a). L'évaporation apparaît dans la première partie de ces formules. La deuxième partie montre l'augmentation de phéromones proportionnellement à la performance des scénarios. La particularité de notre modèle est que les poids λ_j^C , λ_j^D et λ_j^I donnés dans la formule III.8 sont dynamiques et varient à chaque nouveau nœud atteint.

Ainsi, la spécificité de l'algorithme MONACO vient du fait qu'il est amélioré par un mécanisme d'apprentissage utilisant des poids dynamiques. Ces poids permettent d'introduire un biais supplémentaire dans les choix des fourmis en considérant le chemin parcouru avant d'arriver à un nœud. Chaque fourmi apprend en progressant dans le graphe. Le mécanisme d'apprentissage permet d'améliorer les performances de l'algorithme ACO standard en générant des scénarios Pareto-optimaux dans un délai raisonnable. La somme des poids (λ_j^C , λ_j^D , λ_j^I) est égale à 1. Ils sont calculés par chaque fourmi à chaque arrivée sur un nœud grâce aux formules suivantes :

$$\lambda_j^C = \frac{Cp_j^C}{Cp_j^C + Cp_j^D + Cp_j^I} \quad (\text{III.19})$$

$$\lambda_j^D = \frac{Cp_j^D}{Cp_j^C + Cp_j^D + Cp_j^I} \quad (\text{III.20})$$

$$\lambda_j^I = \frac{Cp_j^I}{Cp_j^C + Cp_j^D + Cp_j^I} \quad (\text{III.21})$$

Cp_j^C , Cp_j^D et Cp_j^I représentent respectivement les pourcentages des capitaux de durée, de coût et d'incertitude consommés par une fourmi qui arrive sur un nœud. Ils sont ainsi calculés par chaque fourmi à chaque nœud i quand la fourmi doit faire le choix du prochain nœud à rejoindre. Ils sont donnés par :

$$Cp_j^C = \frac{C_j^{g^-}}{CpC_0^-} \quad (\text{III.22})$$

$$Cp_j^D = \frac{D_j^{g^-}}{CpD_0^-} \quad (\text{III.23})$$

$$Cp_j^I = \sqrt[z]{w_C \times \left(\frac{C_j^{g^+} - C_j^{g^-}}{CpC_0^+ - CpC_0^-} \right)^z + w_D \times \left(\frac{D_j^{g^+} - D_j^{g^-}}{CpD_0^+ - CpD_0^-} \right)^z} \quad (\text{III.24})$$

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

$$\text{avec,} \quad C_p C_0 = [C_p C_0^-, C_p C_0^+] \quad (\text{III.25})$$

$$\text{et,} \quad C_p D_0 = [C_p D_0^-, C_p D_0^+] \quad (\text{III.26})$$

Les paramètres $C_p C_0$ et $C_p D_0$ représentent respectivement les capitaux initiaux de coût (le budget estimé) et de durée (pour fournir le livrable à la date d'échéance estimée). $C_p C_0$ et $C_p D_0$ sont donnés sous formes d'intervalles afin de déterminer également un capital d'incertitude. Ces capitaux permettent d'introduire de nouveaux biais dans la formule III.8. Sur la base des capitaux restants, le prochain nœud j qui consommera un niveau élevé de capitaux sera pénalisé. Ainsi, le mécanisme d'apprentissage fourni par les poids dynamiques $(\lambda_j^C, \lambda_j^D, \lambda_j^I)$ permet à toutes les fourmis d'apprendre de leur trajet afin d'influencer les choix futurs. Le quadruplet $(C_j^{g-}, D_j^{g-}, C_j^{g+}, D_j^{g+})$ représente pour le nœud j , les valeurs minimales et maximales cumulées des coûts et des durées. Ces valeurs sont calculées comme suit :

$$C_j^{g-} = \sum_{i \in \text{Path}_j^f} C_i^- \quad (\text{III.27})$$

$$C_j^{g+} = \sum_{i \in \text{Path}_j^f} C_i^+ \quad (\text{III.28})$$

$$D_j^{g-} = \sum_{i \in \text{Path}_j^f} D_i^- \quad (\text{III.29})$$

$$D_j^{g+} = \sum_{i \in \text{Path}_j^f} D_i^+ \quad (\text{III.30})$$

Tous les nœuds visités par la fourmi f avant d'atteindre le nœud j appartiennent au chemin Path_j^f . Dans la prochaine partie, nous définissons l'algorithme MONACO.

III.3.3. Description de l'algorithme

L'algorithme 1 donne la structure générale de l'algorithme MONACO. À la fin d'une itération, lorsque toutes les fourmis ont atteint le dernier nœud du graphe et ont déposé leurs quantités de phéromones, un front de Pareto est construit et mémorisé. Les nouvelles solutions obtenues au cours de l'itération sont comparées au front de Pareto mémorisé et les solutions dominées sont supprimées. Afin d'évaluer les performances de l'algorithme MONACO, la métrique hypervolume est calculée dans l'espace objectif en utilisant l'algorithme proposé dans (Fonseca et al., 2006). Plus le volume est élevé, plus le front de Pareto est bon (c'est-à-dire proche de l'origine $(0, 0, 0)$). À la fin des itérations, le front de Pareto mémorisé comprend les solutions Pareto-optimales à notre problème. La prochaine étape du processus intégré est la sélection, par un décideur, d'un scénario sur le front de Pareto.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Algorithme. Algorithme MONACO

α # poids de l'attractivité globale (traces de phéromones) ; β # poids de l'attractivité locale ;
 ρ # taux d'évaporation des phéromones ; $\varphi^C, \varphi^D, \varphi^I$ # constantes ; z # paramètre de
l'opérateur GOWA ; w_C, w_D # poids pour l'opérateur GOWA ; CpC_0 # capital initial de coût ;
 CpD_0 # capital initial de durée ; CpI_{Cost} # capital initial d'incertitude pour le coût ;
 $CpI_{Duration}$ # capital initial d'incertitude pour la durée.

$\lambda_0^O = \lambda_0 \forall O \in \{C, D, I\}$ # les valeurs initiales des poids dynamiques pour chaque critère.

Pheromone initialization: $\tau_{ij}^O \leftarrow \tau_0 \forall (i, j), \forall O \in \{C, D, I\}$ # tous les arcs sont initialisés avec
la même quantité de phéromone pour chaque critère.

NB_iterations # nombre d'itérations.

NB_ants # nombre de fourmis.

it = 1

While it <= NB_iterations **Do**

Put NB_ants in node Start # les fourmis de la colonie sont lancées à partir du nœud
de départ (nœud Start).

For each ant f **Do**

While ant f has not reach the last node **Do**

Move to the neighbour node using the probability p_{ij}^f # la fourmi f
fait le choix du prochain nœud à atteindre selon la formule de
probabilité III.8 en calculant les poids dynamiques comme décrit
dans la sous-section III.3.2.

End While

Compute objectives values # la fourmi f calcule les trois objectifs et son
chemin est mémorisé.

End For

Build Pareto-front_it of the iteration it # le front de Pareto de l'itération it est
calculé.

Delete ants' information # la colonie est détruite pour la remplacer par une
nouvelle colonie à l'itération suivante.

Compute_Hypervolume # calcul de l'hypervolume du front de Pareto.

it = it+1

Pheromones evaporation # chaque valeur de phéromone est multipliée par ρ
(taux d'évaporation).

Update the pheromone trails τ_{ij}^O (it) # chaque fourmi ayant généré une
solution sur le front de Pareto dépose les quantités de phéromones
correspondant à sa performance sur son chemin en utilisant les formules III.16,
III.17 et III.18.

End While

global_archive = global_archive + Pareto-front_it # l'archive globale permet d'enregistrer
le front de Pareto cumulé obtenu à chaque itération.

Build final Pareto-front # seules les solutions non-dominées du front de Pareto de l'archive
globale sont conservées.

Compute indicators # les indicateurs de performance sont mesurés pour évaluer l'efficacité
de l'algorithme.

Return final Pareto-front # le front de Pareto à présenter au décideur est retourné par
l'algorithme.

Algorithme 1. Pseudo-code de l'algorithme MONACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Le cadre de l'outil d'optimisation est représenté sur la Figure 20. Cet outil, développé en langage Ruby, a permis de comparer les performances de l'algorithme standard MOACO (sans apprentissage) à celui de l'algorithme MONACO (avec apprentissage). Le modèle de graphe de projet est défini dans un premier fichier nommé "Graph.rb". Ce fichier contient la matrice de nœuds adjacents et l'ensemble des triplets (C, D, I) associés aux nœuds du graphe de projet. Ce fichier est la première entrée du programme principal stocké dans le fichier "MONACO.rb". Les paramètres de l'algorithme sont définis et stockés dans le fichier "Parameters.rb". Le logiciel MONACO appelle le sous-programme stocké dans le fichier Hypervolume.py (langage Python – (Fonseca et al., 2006)) afin de calculer l'indicateur d'hypervolume. Enfin, les résultats de l'optimisation sont stockés dans les fichiers "Results.csv" et "Pareto-front.csv". Le premier fichier contient l'hypervolume, la performance moyenne, l'écart type et le temps CPU pour chaque itération (durée d'une itération). Ils sont stockés pour une analyse ultérieure. Le second fichier contient les solutions du front de Pareto à partir desquelles une solution peut être sélectionnée puis planifiée.

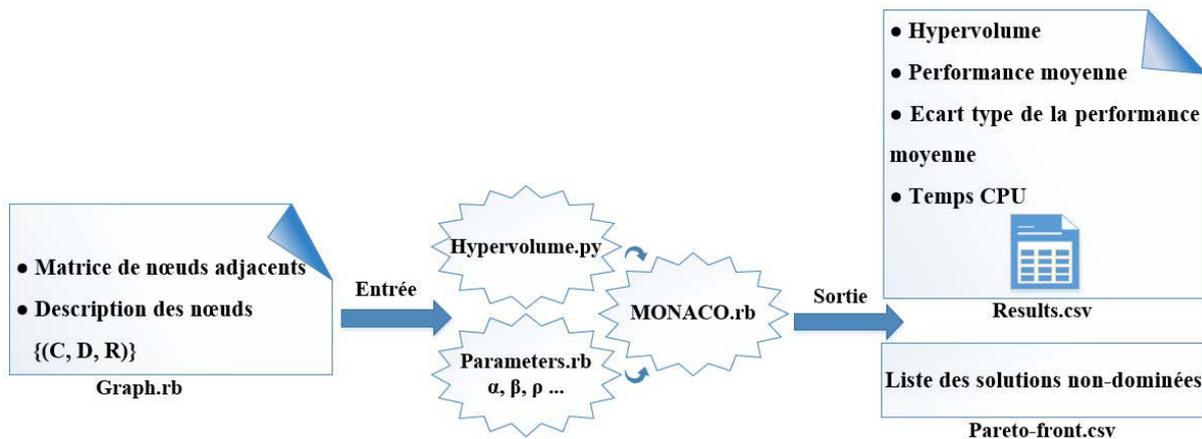


Figure 20. Vue d'ensemble du cadre d'implémentation de l'algorithme MONACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

III.3.4. Expérimentations, résultats et discussion

Pour valider notre approche, une série d'expérimentations a été réalisée en considérant un modèle de projet composé de plusieurs niveaux séquentiels. Chaque nœud d'un niveau n est connecté à tous les nœuds du niveau $n + 1$. La Figure 21 représente la structure du graphe de projet que nous avons utilisée pour vérifier l'efficacité de l'algorithme MONACO. Les expérimentations ont été effectuées sur un ordinateur (Intel® Core™ i7 processeur 3,6 GHz). Ces expérimentations visent à effectuer une analyse comparative des performances de l'algorithme MOACO par rapport à l'algorithme MONACO et ainsi mettre en avant le principe d'apprentissage que nous avons développé.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Le graphe de projet considéré est composé de 100 nœuds avec 24 niveaux séquentiels. Chaque niveau est constitué de 2 à 9 nœuds. Les combinaisons pour cet exemple donnent $44E + 12$ scénarios possibles. Le Tableau 1 et le Tableau 2 contiennent les valeurs minimales, maximales et moyennes de coût, de durée et d'incertitude pour les tâches par niveau dans le graphe de projet. Les valeurs maximales de coût, de durée et d'incertitudes pour chaque nœud sont générées de manière aléatoire en appliquant une augmentation de 10% à 50% aux valeurs nominales. Les valeurs de l'incertitude sont calculées à l'aide des formules III.7 et III.15 (opérateur GOWA avec le paramètre $z = 2$). Les paramètres initiaux de l'algorithme sont indiqués dans le Tableau 3 et ont été évalués de manière empirique. L'opérateur GOWA est utilisé systématiquement avec la valeur $z = 2$ (moyenne quadratique). Ainsi, cet opérateur accorde plus de poids aux plus grandes valeurs par rapport aux plus faibles.

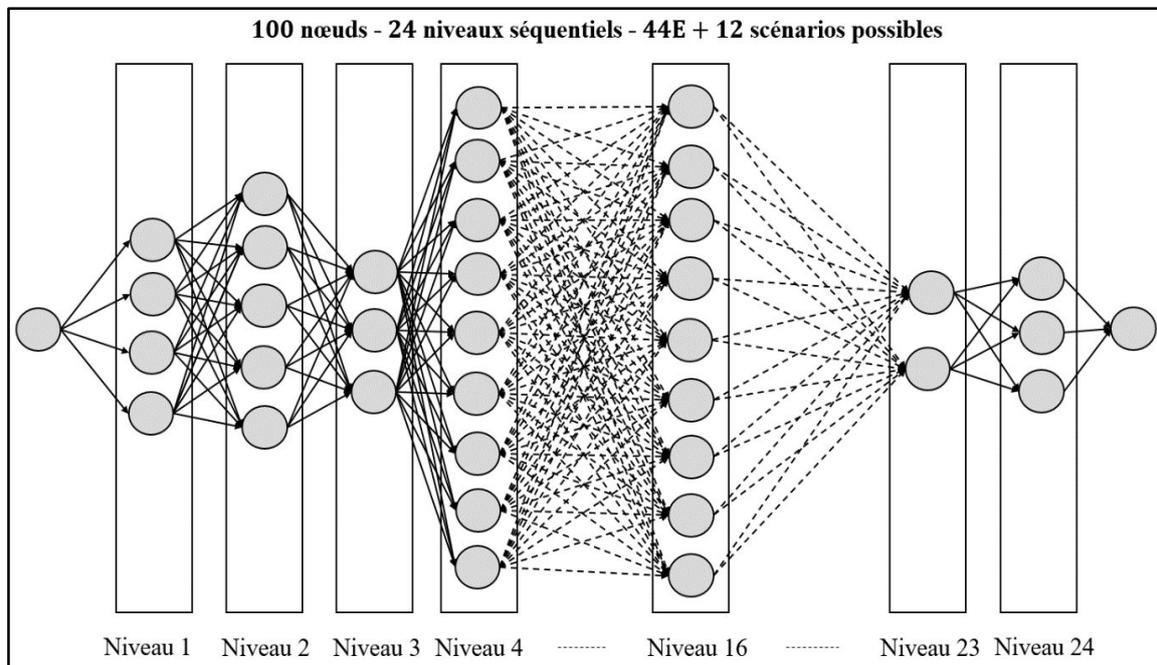


Figure 21. La structure du modèle de projet utilisé dans les expérimentations, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

La colonie contient 200 fourmis et le nombre d'itérations est fixé à 600. La valeur du point de référence pour calculer l'hypervolume au-dessus du front de Pareto pour le triplet (coût, durée, incertitude) est $[2E+6, 1E+3, 10]$. Ce point de référence a été évalué à partir de plusieurs expérimentations et correspond à une majoration des bornes supérieures obtenues expérimentalement. Pour évaluer notre méthode, trois indicateurs clés de performance ont été considérés pour comparer les algorithmes MOACO et MONACO. Ces indicateurs sont la performance moyenne (équation III.31), l'écart type de la performance moyenne (équation III.32) et l'hypervolume correspondant au front de Pareto. La performance moyenne

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(MeanPerf) est calculée à partir des valeurs moyennes des coûts (MeanC), des durées (MeanD) et des incertitudes (MeanI) des solutions Pareto-optimales obtenues à la fin de chaque itération. L'écart type de la performance (StdDevPerf) est calculé à partir de l'écart type de coût (StdDevC), de l'écart type de durée (StdDevD) et de l'écart type de l'incertitude (StdDevI). Ainsi, le front de Pareto est donné à la fin de chaque itération lorsque toutes les fourmis de la colonie ont atteint le dernier nœud du graphe du projet. A partir de ce front de Pareto, l'hypervolume est calculé. Les indicateurs de performances sont définis par :

$$\text{MeanPerf} = \text{MeanC} \times \text{MeanD} \times \text{MeanI} \quad (\text{III.31})$$

$$\text{StdDevPerf} = \text{StdDevC} \times \text{StdDevD} \times \text{StdDevI} \quad (\text{III.32})$$

Niveau	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Nombre de nœuds	4	5	3	9	4	5	3	7	2	3	2	2
$C_{T_i}^{-\min}$	4870	20760	1010	9580	24580	2670	16750	30040	40000	2670	3390	16750
$C_{T_i}^{-\max}$	5500	23120	1210	12200	27200	5930	18930	32430	43000	5930	4215	18930
$C_{T_i}^{-\text{mean}}$	5185	21940	1110	10890	25890	4300	17840	31235	41500	4300	3802.5	17840
$D_{T_i}^{-\min}$	11	45	3	30	30	2	21	59	80	2	2	21
$D_{T_i}^{-\max}$	15	58	5	38	38	5	25	66	85	5	4	25
$D_{T_i}^{-\text{mean}}$	11	45	3	30	30	2	21	59	80	2	2	21
$I_{T_i}^{\min}$	0.0344	0.1110	0.0196	0.0810	0.1272	0.0555	0.1165	0.1270	0.1044	0.0066	0.1614	0.0849
$I_{T_i}^{\max}$	0.2504	0.1270	0.1348	0.2277	0.2160	0.2716	0.1824	0.1885	0.1695	0.0173	0.1948	0.2091
$I_{T_i}^{\text{mean}}$	0.0344	0.111	0.0196	0.081	0.1272	0.0555	0.1165	0.127	0.1044	0.0066	0.1614	0.0849

Tableau 1. Description détaillée des valeurs nominales des nœuds du graphe de projet (première partie), adapté de (Lachhab et al., 2018a)

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Niveau	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Nombre de nœuds	4	5	3	9	4	5	3	7	2	3	2	3
$C_{T_i}^{-min}$	5250	4340	10820	9580	2670	3945	17640	30040	2670	2670	215	210
$C_{T_i}^{-max}$	15030	23120	20760	26700	27200	18930	32430	53000	4050	3390	324	258
$C_{T_i}^{-mean}$	10140	13730	15790	18140	14935	11437.5	25035	41520	3360	3030	269.5	234
$D_{T_i}^{-min}$	11	45	3	30	30	2	21	59	80	2	12	21
$D_{T_i}^{-max}$	15	58	5	38	38	5	25	66	85	5	16	28
$D_{T_i}^{-mean}$	11	45	3	30	30	2	21	59	80	2	12	21
$I_{T_i}^{min}$	0.0023	0.0576	0.0543	0.0503	0.0725	0.1152	0.0719	0.0676	0.1348	0.1041	0.0691	0.0687
$I_{T_i}^{max}$	0.1971	0.1585	0.2401	0.1713	0.1895	0.2619	0.1779	0.2404	0.1413	0.1812	0.1731	0.2162
$I_{T_i}^{mean}$	0.0023	0.0576	0.0543	0.0503	0.0725	0.1152	0.0719	0.0676	0.1348	0.1041	0.0691	0.0687

Tableau 2. Description détaillée des valeurs nominales des nœuds du graphe de projet (deuxième partie), adapté de (Lachhab et al., 2018a)

Symbole	Paramètre	Valeur
α	Poids associé à l'attractivité globale	1
β	Poids associé à l'attractivité locale	1
ρ	Taux d'évaporation	0.05
$\tau_0^C, \tau_0^D, \tau_0^I$	Quantités initiales de phéromones	1
$\varphi^C, \varphi^D, \varphi^I$	Constantes	1
z	Paramètre GOWA	2 (moyenne quadratique)
w_C, w_D	Poids	$\frac{1}{2}$
CpC_0	Capital initial de coût	[400 000, 425 000]
CpD_0	Capital initial de durée	[800, 825]
$\lambda_0^C, \lambda_0^D, \lambda_0^I$	Valeurs initiales des poids dynamique	$\frac{1}{3}$

Tableau 3. Réglage des paramètres initiaux, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Les expérimentations réalisées montrent que le taux d'évaporation est le paramètre clé qui affecte le plus les résultats des algorithmes MOACO et MONACO par rapport aux autres paramètres. La performance des algorithmes MOACO et MONACO évolue assez peu en faisant varier les valeurs des paramètres : α , β , τ_0^C , τ_0^D , τ_0^I , φ^C , φ^D , φ^I , w_C , w_D , CpC_0 , CpD_0 , λ_0^C , λ_0^D et λ_0^I . Ainsi, une analyse de sensibilité a été réalisée spécifiquement pour ρ . Plusieurs expérimentations ont été réalisées en fonction de différentes valeurs de ρ .

Les Figure 22, Figure 23, Figure 24 et Figure 25 permettent de présenter les résultats obtenus pour $\rho = 0.03$; $\rho = 0.04$; $\rho = 0.05$ et $\rho = 0.06$. Les expérimentations effectuées ont montré que la valeur de ρ qui donne la meilleure performance est 0.05. Les courbes représentent les performances par rapport au nombre d'itérations selon plusieurs valeurs de ρ . Nous remarquons que pour la valeur $\rho = 0.03$ (cf. Figure 22), la courbe de l'hypervolume en fonction de l'itération pour l'algorithme MOACO est au-dessus de celle obtenue par l'algorithme MONACO, ce qui est l'opposé des objectifs visés. De plus, l'écart type de la performance moyenne ne met pas en évidence la performance de l'algorithme MONACO, car sa courbe présente de nombreux chevauchements avec celle de l'algorithme MOACO. A partir de la valeur $\rho = 0.04$, une amélioration de l'algorithme MONACO est clairement observée dans la Figure 23 car l'hypervolume obtenu avec l'algorithme MONACO est supérieur à celui obtenu avec l'algorithme MOACO. Cependant, la Figure 24 montre que la performance de l'algorithme MONACO est meilleure pour $\rho = 0.05$ car l'écart entre les courbes des performances moyennes des deux algorithmes est plus grand. De plus, l'écart type des courbes des performances moyennes garde la même forme pour $\rho = 0.04$ jusqu'à l'itération 403 où il existe un chevauchement des courbes et une diminution des performances de l'algorithme MONACO, ce qui n'est pas le cas pour $\rho = 0.05$. Dans la Figure 25, pour $\rho = 0.06$, les résultats sont proches de ceux obtenus avec $\rho = 0.05$. Cependant, il y a une dégradation des performances de l'algorithme MONACO que ce soit pour l'hypervolume, la performance moyenne ou l'écart-type de la performance moyenne. Cela conduit à un chevauchement des courbes des deux algorithmes et, par la suite, à des courbes similaires à celles présentées dans la Figure 22 (dans le cas de $\rho = 0.03$). Cette analyse de sensibilité du paramètre ρ nous amène à conclure que l'algorithme MONACO donne des résultats meilleurs que ceux du MOACO lorsque les valeurs de ρ sont comprises entre 0.05 et 0.06. De plus, la meilleure performance est moins sensible à la variation de ρ pour l'algorithme MONACO. Il est ainsi plus facile d'ajuster les paramètres de l'algorithme dans un contexte industriel. Les performances des algorithmes par rapport au temps CPU pour la valeur $\rho = 0.05$ sont détaillées dans les paragraphes suivants.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Pour $\rho = 0.05$, une série de tests supplémentaires a été réalisée pour comparer les deux algorithmes selon les indicateurs d'hypervolume, de performance moyenne et d'écart type de la performance moyenne. Les résultats de la Figure 24 montrent que l'hypervolume obtenu avec l'algorithme MONACO est meilleur que celui obtenu avec l'algorithme MOACO avec une différence de 7.82 % (itération #600). Les performances des deux algorithmes stagnent après l'itération #240. A partir de l'itération #240 et jusqu'à l'itération #600, l'algorithme MOACO améliore son hypervolume de 0,3% contre 0,1% pour celui de l'algorithme MONACO. De plus, le mécanisme d'apprentissage permet à l'algorithme MONACO de donner de meilleures performances que l'algorithme MOACO en augmentant la performance moyenne avec une différence de 12.51% et en diminuant l'écart type de la performance moyenne avec une différence de 23.65%.

Une analyse comparative plus poussée entre les algorithmes MOACO et MONACO a été considérée afin de démontrer l'avantage de l'utilisation d'un mécanisme d'apprentissage. Ainsi, parmi les dix tests effectués ci-dessus pour $\rho = 0.05$, le temps CPU (en secondes) a été mesuré pour un échantillon représentatif de quinze itérations et pour les dix tests considérés. Les itérations choisies sont déterminées en fonction des variations des valeurs de l'hypervolume dans la Figure 24. Par exemple, les deux algorithmes se stabilisent à partir de l'itération #240. Cela signifie qu'ils ont arrêté de converger. Ainsi, le temps CPU pour les prochaines itérations n'est pas indiqué sauf pour la dernière itération. La Figure 26 représente le temps CPU moyen par rapport aux quinze itérations des algorithmes MOACO et MONACO. Cette figure montre que l'algorithme MONACO fonctionne dans un délai raisonnable par rapport à l'algorithme MOACO. En effet, en ce qui concerne l'hypervolume, nous observons une convergence rapide de l'algorithme MONACO comparé à l'algorithme MOACO. A l'itération #40, l'algorithme MONACO donne presque le même niveau de performance (hypervolume = $1.422E + 9$) qu'à l'itération #240 de l'algorithme MOACO (hypervolume = $1.422E + 9$). En ce qui concerne les temps CPU (cf. Tableau 4 et Tableau 5), l'algorithme MONACO atteint cette performance (itération #40) en moins de 10 secondes contre 40 secondes pour l'algorithme MOACO pour atteindre l'itération #240. Le meilleur niveau de performance est obtenu à l'itération #240 pour les deux algorithmes. L'algorithme MOACO atteint l'itération #240 en 40 secondes contre 60 secondes pour l'algorithme MONACO. Le mécanisme d'apprentissage nécessite 50% de temps supplémentaire pour atteindre une meilleure performance. Cependant, cette performance est meilleure de 8,12% pour l'hypervolume et de 12,5% pour la performance moyenne. De plus, cette performance est obtenue en moins d'une minute, ce qui est acceptable dans un contexte

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

d'aide à la décision si nous considérons que la taille du problème utilisé pour réaliser les tests est très importante (44E + 12 solutions possibles).

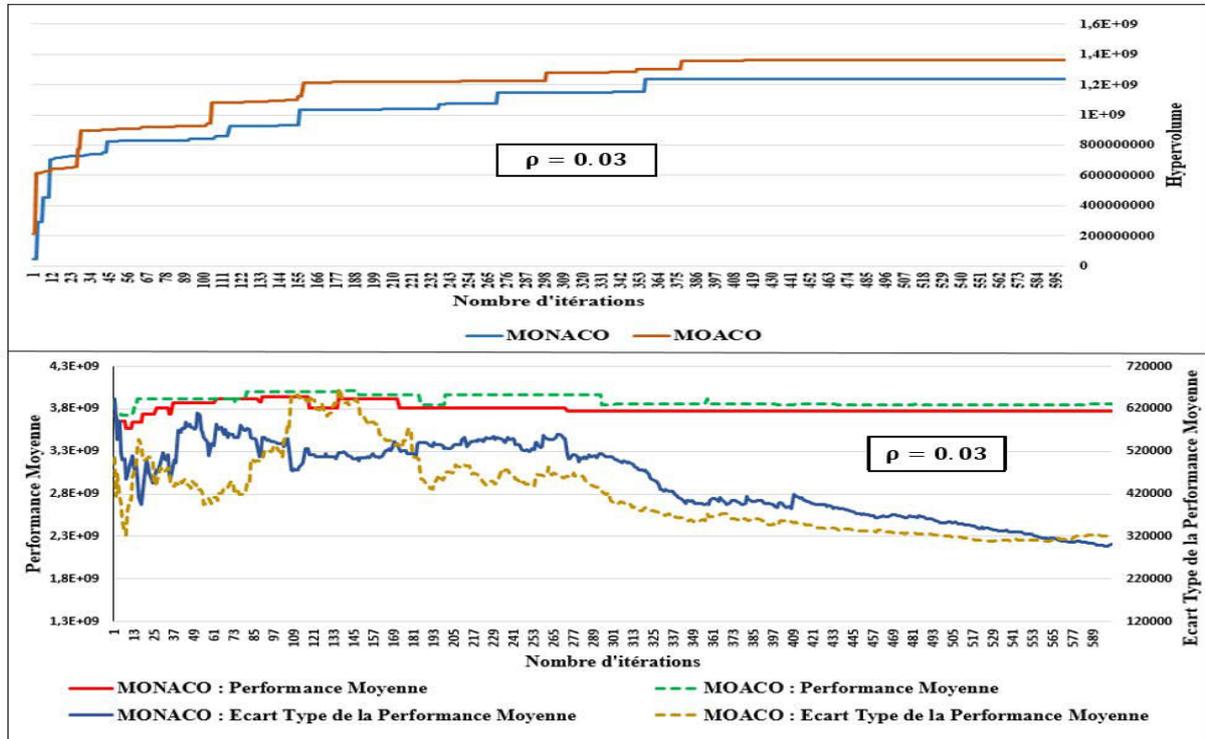


Figure 22. L'hypervolume, la performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne des algorithmes MOACO et MONACO avec $\rho = 0.03$, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

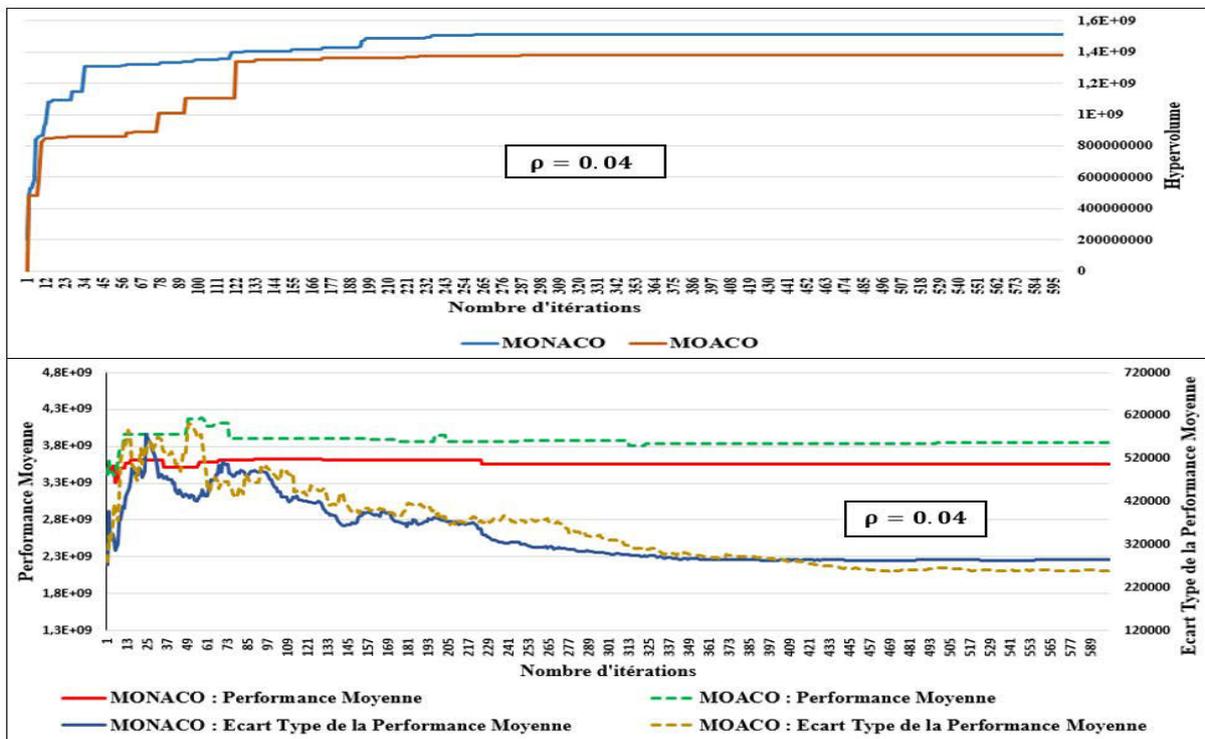


Figure 23. L'hypervolume, la performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne des algorithmes MOACO et MONACO avec $\rho = 0.04$, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

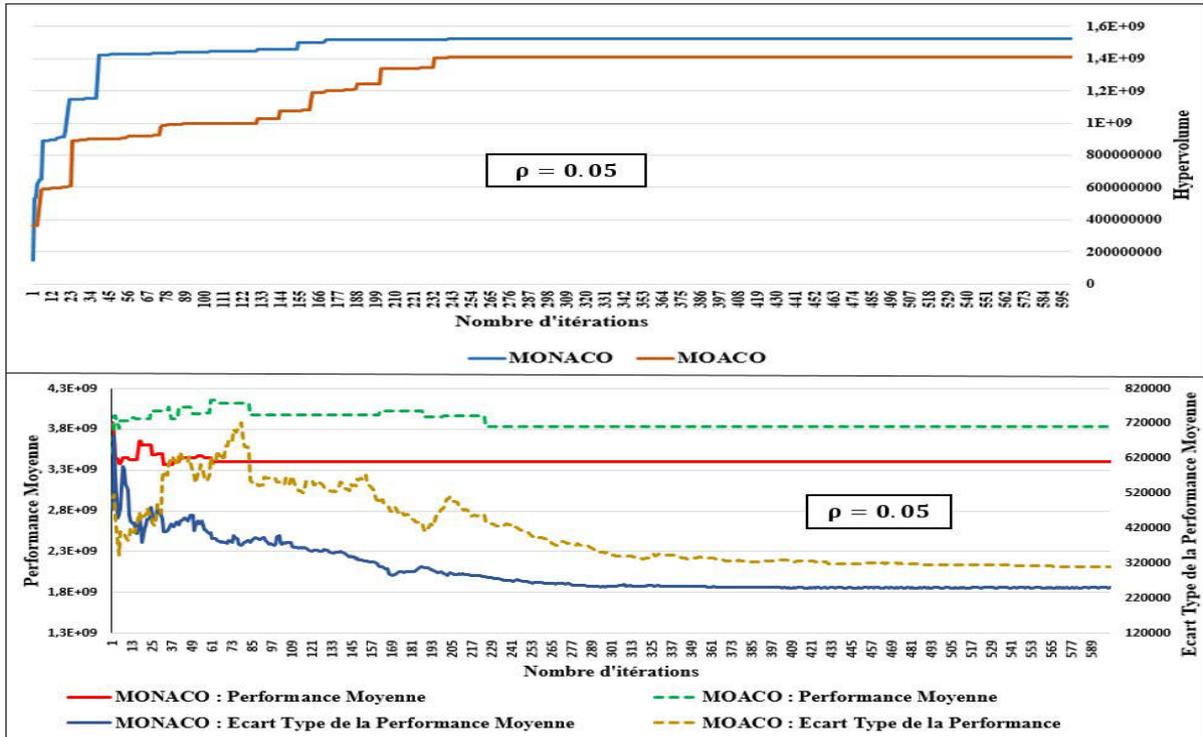


Figure 24. L'hypervolume, la performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne des algorithmes MOACO et MONACO avec $\rho = 0.05$, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

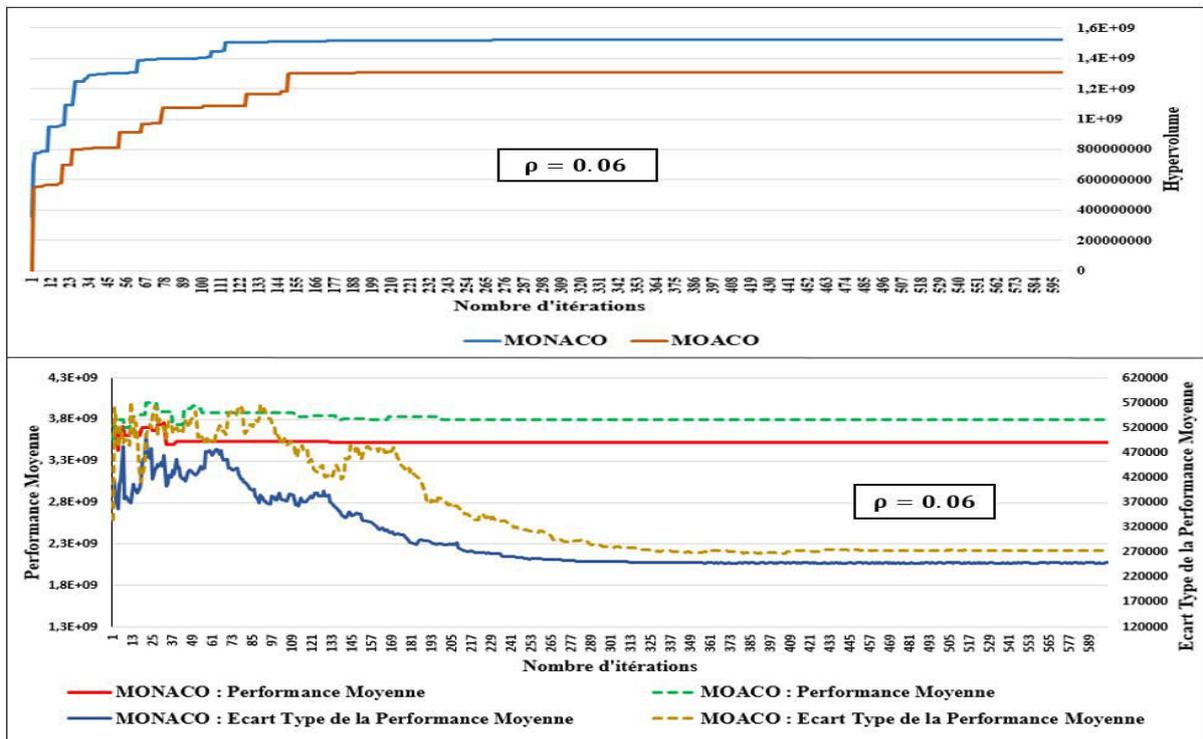


Figure 25. L'hypervolume, la performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne des algorithmes MOACO et MONACO avec $\rho = 0.06$, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

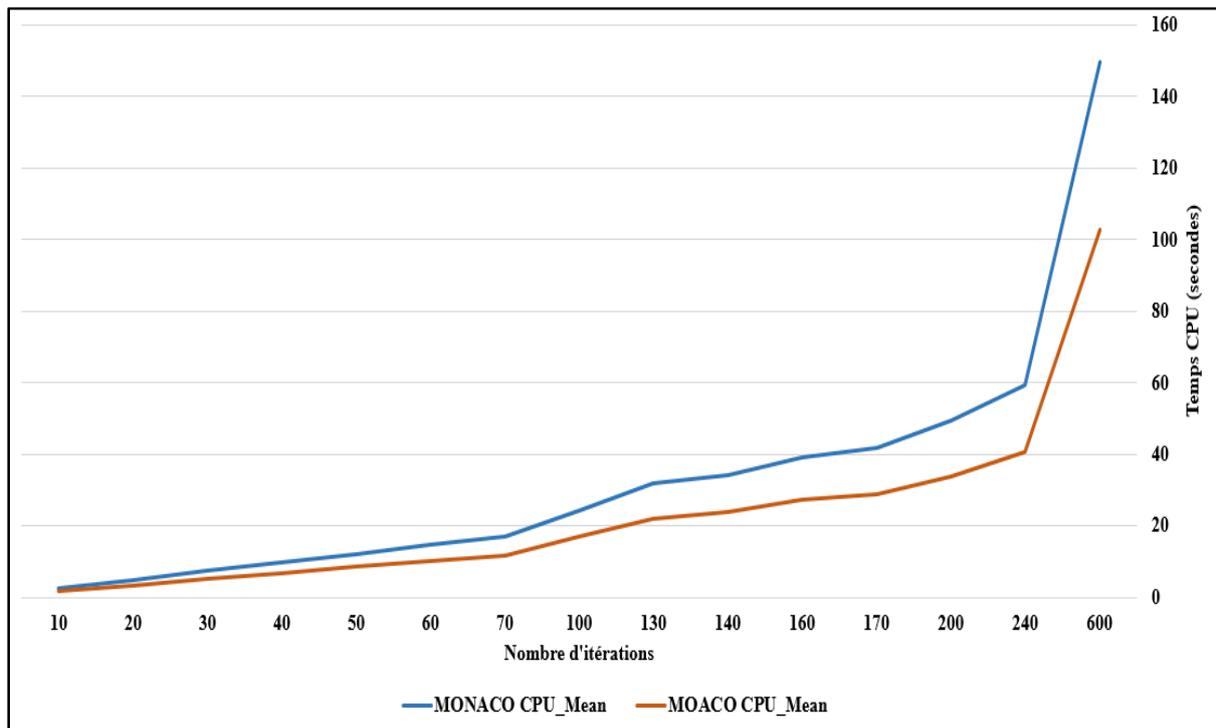


Figure 26. Comparaison du temps CPU moyen entre les algorithmes MONACO et MOACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

Itération	10	20	30	40	50	60	70	100	130	140	160	170	200	240	600
Hypervolume	890E+6	947E+6	114E+7	142E+7	142E+7	142E+7	143E+7	144E+7	144E+7	145E+7	149E+7	151E+7	151E+7	152E+7	152E+7
Coût moyen	308800	309773	310606	311951	313088	312375	310364	313185	319519	319219	319809	320133	322411	323241	325015
Durée moyenne	664	660	661	660	659	659	660	660	659	659	660	660	661	662	662
Incertitude moyenne	10.73	10.55	10.34	10.11	10.03	9.98	9.99	9.75	9.36	9.34	9.16	9.09	8.92	8.78	8.67
Ecart type du coût	22557	22570	24540	24392	25160	24916	23755	23680	23069	22411	21307	20618	20757	20387	20241
Ecart type de la durée	18.13	15.16	14.72	15.40	14.48	14.26	13.86	13.56	13.16	13.19	12.78	12.16	11.98	11.79	11.37
Ecart type de l'incertitude	1.3	1.22	1.27	1.16	1.13	1.15	1.14	1.23	1.18	1.18	1.17	1.14	1.17	1.12	1.09
Performance moyenne	3457E+6	3603E+6	3497E+6	3407E+6	3447E+6	3447E+6	3403E+6	3408E+6							
Ecart type de la performance moyenne	530911	418531	458007	435072	412553	408596	376254	395058	358504	349429	318143	286669	290565	270435	250354
Temps CPU moyen	2.46	4.92	7.35	9.74	12.14	14.57	17.01	24.30	31.71	34.25	39.16	41.71	49.44	59.43	149.54

Tableau 4. Tableau des temps CPU calculés en secondes pour 10 tests pour l'algorithme MONACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Itération	10	20	30	40	50	60	70	100	130	140	160	170	200	240	600
Hypervolume	588E+6	602E+6	895E+6	899E+6	902E+6	919E+6	920E+6	996E+6	997E+6	102E+11	107E+11	119E+11	124E+11	140E+11	141E+11
Coût moyen	308668	304109	305749	307143	305962	302867	301970	303178	301862	303230	302742	303112	302467	301993	303989
Durée moyenne	659	660	659	658	658	658	659	657	658	657	658	658	659	661	663
Incertitude moyenne	11.45	11.43	11.21	11.18	11.19	11.23	11.18	10.91	10.78	10.69	10.53	10.47	10.29	10.05	9.52
Ecart type du coût	23308	22625	22567	24691	24520	24760	25011	23733	22997	24084	23152	22794	21956	20675	18818
Ecart type de la durée	12.12	14.11	14.89	16.34	15.02	16.73	17.71	15.49	16.09	14.91	14.6	14.40	14.44	13.85	12.05
Ecart type de l'incertitude	1.36	1.42	1.38	1.49	1.55	1.50	1.48	1.50	1.42	1.49	1.49	1.46	1.52	1.50	1.37
Performance moyenne	3904E+12	3929E+12	4031E+12	3936E+12	3995E+12	4155E+12	4125E+12	3977E+12	3977E+12	3977E+12	3977E+12	4022E+12	3965E+12	3835E+12	3835E+12
Ecart type de la performance moyenne	383760	454393	463124	600001	570876	622639	655539	552939	526146	536103	502115	479802	481110	429682	309568
Temps CPU moyen	1.73	3.44	5.12	6.81	8.50	10.19	11.88	16.97	22.04	23.74	27.14	28.84	33.95	40.76	102.96

Tableau 5. Tableau des temps CPU calculés en secondes pour 10 tests pour l'algorithme MOACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

III.3.5. Synthèse

Dans cette section, l'outil d'aide à la décision multicritère basé sur l'algorithme MONACO a été présenté. Cet algorithme permet d'optimiser simultanément trois objectifs du triplet (coût, durée, incertitude). Les expérimentations réalisées avec un modèle de graphe de projet de grande taille ont montré que l'algorithme MONACO donnait de meilleurs résultats dans un temps raisonnable en mettant en œuvre le mécanisme d'apprentissage comparé à l'algorithme MOACO (sans apprentissage).

Par rapport aux différentes approches de l'ACO standard, l'algorithme MONACO proposé a la particularité d'utiliser des poids dynamiques calculés à l'aide d'un mécanisme d'apprentissage. Ces poids dynamiques permettent à l'algorithme de prendre en compte les chemins empruntés par chaque fourmi lorsqu'elle doit faire un choix en évaluant les capitaux de coût, de durée et d'incertitude qui ont été consommés. Une autre spécificité de l'algorithme MONACO est la prise en compte de l'incertitude en tant que troisième objectif à optimiser au côté du coût et de la durée.

Dans cette première approche à trois dimensions, l'incertitude sur les valeurs de coûts et de durées des tâches est modélisée sous formes d'intervalles dont les valeurs sont équiprobables. Dans la deuxième approche, proposée dans la prochaine section, nous ramenons l'espace des objectifs à deux dimensions (coût, durée) et nous modélisons les incertitudes sur les valeurs de ces critères sous forme de distributions de probabilités. Ce type de modèle est plus représentatif du contexte industriel réel. Nous allons par la suite intégrer ces changements dans l'algorithme

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

MONACO afin d'évaluer cette nouvelle approche grâce à un algorithme appelé MOPACO que nous détaillons dans la prochaine section.

III.4. Approche de résolution à deux dimensions

La modélisation des durées et des coûts incertains des tâches d'un graphe de projet sous forme de distributions de probabilités est donnée dans la sous-section III.4.1. L'évaluation des scénarios de projet sous incertitude selon les critères de coût et de durée est détaillée par la suite dans la même sous-section. La sous-section III.4.2 permet de définir les probabilités de Pareto-dominance d'un scénario de projet par rapport à un autre. Cela permet de comparer une solution par rapport à une autre selon deux critères (coût, durée) et de constituer le front de Pareto. Un exemple permettant d'appliquer notre approche probabiliste d'élaboration du front de Pareto dans un espace multi-objectif à deux dimensions est représenté dans la partie III.4.2.3. Dans la sous-section III.4.3, nous présentons l'algorithme MOPACO avec les principaux changements par rapport à l'algorithme MONACO. Le pseudo-code correspondant à l'algorithme MOPACO est également défini dans la sous-section III.4.4. Les résultats des expérimentations réalisées à partir d'un modèle de graphe de projet avec l'algorithme MOPACO sont présentés dans la sous-section III.4.5. Nous terminons cette section par une synthèse sur l'approche à deux dimensions (cf. sous-section III.4.6) avant de conclure ce chapitre (cf. section III.5) où nous discutons des avantages et des inconvénients des deux approches de résolution.

III.4.1. Modélisation des incertitudes à l'aide de distributions de probabilités

Dans notre approche, les critères associés à chaque nœud tâche du projet correspondent au coût de la tâche et à sa durée. Les coûts et les durées sont des variables aléatoires indépendantes dont les distributions de probabilités représentent l'impact des risques sur les valeurs de coût et de durée pour chaque tâche. L'utilisation des distributions de probabilité dans notre travail est une façon de modéliser les incertitudes concernant les valeurs des critères de coût et de durée.

La modélisation formelle des coûts et des durées des tâches sous forme de distribution de probabilités ainsi que l'évaluation globale des scénarios de projet dans un espace multi-objectif à deux dimensions (coût, durée) sont détaillées dans les prochaines sous-sections.

III.4.1.1. Distributions de probabilités des coûts et des durées d'une tâche

La modélisation des incertitudes résultant des risques et impactant les coûts et les durées des tâches est faite au moyen de variables aléatoires discrètes indépendantes et de leurs distributions de probabilités. Ces distributions de probabilités sont définies par un expert et/ou un manager

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

des risques à partir des probabilités d'occurrence des événements indésirables et la connaissance de leurs impacts sur la durée et les coûts des tâches de projet. Soit, T_i la tâche i appartenant à un scénario du projet. Soit, D_{T_i} et C_{T_i} deux variables aléatoires discrètes représentant respectivement la durée et le coût de la tâche T_i . Les distributions de probabilités de D_{T_i} et de C_{T_i} sont respectivement notées $P_{D_{T_i}}$ et $P_{C_{T_i}}$ avec, $P_{D_{T_i}}(d) = P(D_{T_i} = d)$ la probabilité que $D_{T_i} = d$ et $P_{C_{T_i}}(c) = P(C_{T_i} = c)$ est la probabilité que $C_{T_i} = c$. Soit DD_{T_i} , le domaine de la variable aléatoire D_{T_i} contenant les m valeurs discrètes de D_{T_i} avec des probabilités non nulles et DC_{T_i} le domaine de C_{T_i} contenant les q valeurs discrètes de C_{T_i} ayant des probabilités non nulles tel que :

$$DD_{T_i} = \{d_{i1} \dots, d_{im}\} / P_{D_{T_i}}(d_{ij}) \neq 0 \quad (\text{III.33})$$

$$DC_{T_i} = \{c_{i1} \dots, c_{iq}\} / P_{C_{T_i}}(c_{ij}) \neq 0 \quad (\text{III.34})$$

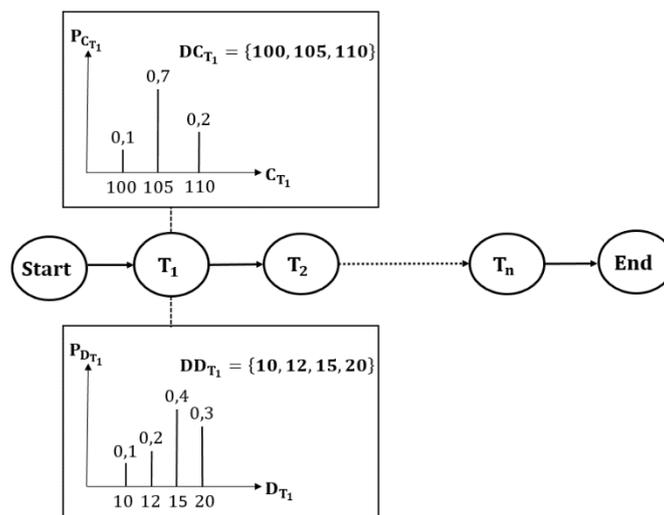


Figure 27. Exemple de distributions de probabilités pour les coûts et les durées d'une tâche (Lachhab et al., 2018b)

La Figure 27 donne un exemple de distributions de probabilités pour les coûts et les durées d'une tâche T_1 appartenant à un scénario de projet. Les distributions de probabilités de chaque tâche du scénario sont définies de la même manière (non représentées sur la Figure 27).

III.4.1.2. Evaluation des distributions de probabilités de coût et de durée d'un scénario de projet

Cette partie consiste à définir la méthode utilisée pour évaluer un scénario de projet en termes de durée globale et de coût total.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Soit S , un scénario du graphe de projet G . La durée globale d'un scénario S est la somme des variables aléatoires correspondant aux durées des tâches et des sous-projets appartenant à ce scénario (idem pour le coût total de S).

Soit $(D_{T_i}, D_{T_{i+1}})$ et $(C_{T_i}, C_{T_{i+1}})$ les variables aléatoires discrètes relatives respectivement aux durées et aux coûts de deux tâches successives (T_i, T_{i+1}) d'un scénario S du projet G . Avec $P_{D_{T_{i+1}}}$ et $P_{C_{T_{i+1}}}$ les probabilités de distribution respectives de $D_{T_{i+1}}$ et de $C_{T_{i+1}}$.

Soit $D_{Sum}^{i+1} = D_{T_i} + D_{T_{i+1}}$ et $C_{Sum}^{i+1} = C_{T_i} + C_{T_{i+1}}$ deux variables aléatoires discrètes correspondant à la somme des variables aléatoires associées aux durées et aux coûts de deux tâches successives d'un scénario S . Soit $P_{D_{Sum}^{i+1}}$ et $P_{C_{Sum}^{i+1}}$ les distributions de probabilités respectives des valeurs des durées et des coûts de D_{Sum}^{i+1} et de C_{Sum}^{i+1} . Soit $DD_{Sum}^{i+1} = DD_{T_i} \times DD_{T_{i+1}}$, le domaine de D_{Sum}^{i+1} calculé en fonction du produit cartésien de DD_{T_i} et de $DD_{T_{i+1}}$, et $DC_{Sum}^{i+1} = DC_{T_i} \times DC_{T_{i+1}}$, le domaine de C_{Sum}^{i+1} calculé en fonction du produit cartésien de DC_{T_i} et de $DC_{T_{i+1}}$, tels que :

$$DD_{T_i} \times DD_{T_{i+1}} = \{(a, b)\} / \forall a \in DD_{T_i}, \forall b \in DD_{T_{i+1}} \quad (III.35)$$

$$DC_{T_i} \times DC_{T_{i+1}} = \{(x, y)\} / \forall x \in DC_{T_i}, \forall y \in DC_{T_{i+1}} \quad (III.36)$$

D'où :

$$DD_{Sum}^{i+1} = \bigcup_{(a,b) \in DD_{T_i} \times DD_{T_{i+1}}} (a + b) \quad (III.37)$$

$$DC_{Sum}^{i+1} = \bigcup_{(x,y) \in DC_{T_i} \times DC_{T_{i+1}}} (x + y) \quad (III.38)$$

En considérant que D_{T_i} et $DD_{T_{i+1}}$ sont deux variables aléatoires discrètes indépendantes (idem pour C_{T_i} et $C_{T_{i+1}}$), la probabilité pour que la somme D_{Sum}^{i+1} soit égale à t est $P_{D_{Sum}^{i+1}}(t)$. La probabilité pour que C_{Sum}^{i+1} soit égale à z est $P_{C_{Sum}^{i+1}}(z)$.

Les probabilités $P_{D_{Sum}^{i+1}}(t)$ et $P_{C_{Sum}^{i+1}}(z)$ sont calculées en utilisant le produit de convolution des distributions de probabilité relatives respectivement aux couples $(D_{T_i}, D_{T_{i+1}})$ et $(C_{T_i}, C_{T_{i+1}})$. Ainsi, $\forall t \in DD_{Sum}^{i+1}$:

$$P_{D_{Sum}^{i+1}}(t) = P(D_{Sum}^{i+1} = t) = \sum_{d \in DD_{T_{i+1}}}^t P_{D_{T_i}}(t - d) \times P_{D_{T_{i+1}}}(d) \quad (III.39)$$

Et, $\forall z \in DC_{Sum}^{i+1}$:

$$P_{C_{Sum}^{i+1}}(z) = P(C_{Sum}^{i+1} = z) = \sum_{c \in DC_{T_{i+1}}}^z P_{C_{T_i}}(z - c) \times P_{C_{T_{i+1}}}(c) \quad (III.40)$$

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

A partir de ces formules, nous définissons les probabilités de D_s et C_s (notées respectivement P_{D_s} et P_{C_s}), les deux variables aléatoires discrètes associées respectivement à la durée globale et au coût total du scénario S composé de la séquence des tâches (T_1, \dots, T_n) . Elles sont calculées en appliquant les formules récursives III.41 et III.42 suivantes :

$$\forall t \in DD_s, P_{D_s}(t) = P_{D_{Sum}^n}(t) = \sum_{d \in DD_{T_n}} P_{D_{Sum}^{n-1}}(t-d) \times P_{D_{T_n}}(d) / P_{D_{Sum}^1} = P_{D_{T_1}} \quad (III.41)$$

$$\forall z \in DC_s, P_{C_s}(z) = P_{C_{Sum}^n}(z) = \sum_{d \in DC_{T_n}} P_{C_{Sum}^{n-1}}(z-d) \times P_{C_{T_n}}(d) / P_{C_{Sum}^1} = P_{C_{T_1}} \quad (III.42)$$

Avec DD_s et DC_s , les domaines respectifs de D_s et de C_s , calculés en fonction des formules suivantes (n est le nombre de tâches du scénario) :

$$DD_s = U(a_1 + a_2 + \dots + a_n), \forall (a_1, a_2, \dots, a_n) \in DD_{T_1} \times DD_{T_2} \times \dots \times DD_{T_n} \quad (III.43)$$

$$DC_s = U(x_1 + x_2 + \dots + x_n), \forall (x_1, x_2, \dots, x_n) \in DC_{T_1} \times DC_{T_2} \times \dots \times DC_{T_n} \quad (III.44)$$

S'il existe des sous-projets contenant q sous-séquences en parallèles (cf. Figure 28) et appartenant à la séquence du scénario S , la probabilité du coût total du sous-projet SP va être calculée en sommant les probabilités des coûts de toutes les sous-séquences en utilisant la formule III.42. Cependant, la durée globale du sous-projet SP est calculée différemment. En effet, la durée globale de SP est une variable aléatoire discrète qui est le maximum des durées des q sous-séquences parallèles planifiées à leurs dates au plus tôt. Dans la suite, la méthode de calcul de la probabilité de distribution du maximum de q variables aléatoires discrètes est détaillée.

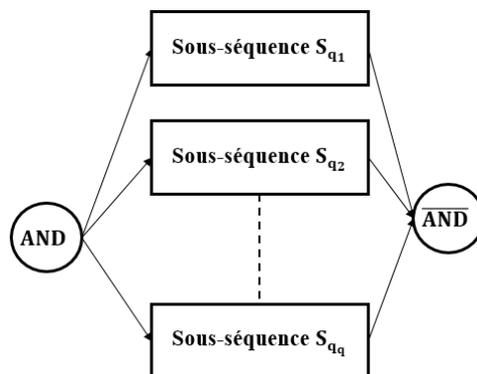


Figure 28. Exemple de sous-projet comportant q sous-séquences en parallèle, (Lachhab et al., 2018b)

Soit les notations suivantes :

- DS_{q_k} est une variable aléatoire discrète représentant la durée de la sous-séquence S_{q_k} ,

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

- d_{ik} est une valeur de la durée DS_{q_k} ,
- $P_{DS_{q_k}}$ est la probabilité de distribution de DS_{q_k} ,
- $P_{DS_{q_k}}(d_{ik})$ est la probabilité que DS_{q_k} prenne la valeur d_{ik} ,
- DDS_{q_k} est le domaine de la variable aléatoire DS_{q_k} contenant les q valeurs discrètes de DS_{q_k} tel que :

$$DDS_{q_k} = \{d_{ik}\} / P_{DS_{q_k}}(d_{ik}) \neq 0 \quad (\text{III.45})$$

La durée d'un sous-projet SP est définie comme le maximum des durées des q sous-séquences du sous-projet SP, notée D_{Max}^{SP} , tel que :

$$D_{Max}^{SP} = \text{Max}(DS_{q_1}, \dots, DS_{q_q}) \quad (\text{III.46})$$

Le maximum des variables aléatoires discrètes D_{Max}^{SP} est une variable aléatoire discrète. DD_{Max}^{SP} est le domaine des valeurs de D_{Max}^{SP} défini par :

$$DD_{Max}^{SP} = \bigcup_{k=1}^q DDS_{q_k} \quad (\text{III.47})$$

$P_{D_{Max}^{SP}}$ est la distribution de probabilité de D_{Max}^{SP} . Dans le cas où le sous-projet SP contient deux sous-séquences parallèles. La probabilité pour que D_{Max}^{SP} soit égale à t est définie par :

$$P_{D_{Max}^{SP}}(t) = P_{DS_{q_1}}(DS_{q_1} = t) \times P_{DS_{q_2}}(DS_{q_2} \leq t) + P_{DS_{q_2}}(DS_{q_2} = t) \times P_{DS_{q_1}}(DS_{q_1} \leq t) - P_{DS_{q_1}}(DS_{q_1} = t) \times P_{DS_{q_2}}(DS_{q_2} = t) \quad (\text{III.48})$$

Avec, $\forall k \in \{1, \dots, q\}$:

$$P_{DS_{q_k}}(DS_{q_k} \leq t) = \sum_{\substack{d \in DDS_{q_k} \\ d \leq t}} P_{DS_{q_k}}(DS_{q_k} = d) \quad (\text{III.49})$$

La généralisation de l'expression (III.48) à q sous-séquences en parallèle permet d'obtenir la formule suivante :

$$\forall t \in D_{Max}^{SP}, P_{D_{Max}^{SP}}(t) = \sum_{k \in \{1, \dots, q\}} \left[P_{DS_{q_k}}(DS_{q_k} = t) \times \prod_{\substack{j \in \{1, \dots, q\} \\ j \neq k}} P_{DS_{q_j}}(DS_{q_j} \leq t) \right] - \prod_{k \in \{1, \dots, q\}} P_{DS_{q_k}}(DS_{q_k} = t) \quad (\text{III.50})$$

Ainsi, à partir de ces expressions, nous sommes en mesure d'évaluer les distributions de probabilités de coût et de durée d'un scénario S. Il s'agit maintenant d'évaluer la probabilité de

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

dominance d'un scénario vis-à-vis d'un autre afin de construire le front de Pareto sous incertitudes.

III.4.2. Probabilité de Pareto-dominance

Dans la partie précédente, les formules permettant de calculer les distributions de probabilités de la durée globale et du coût total d'un scénario ont été définies. Dans cette partie, la probabilité pour qu'un scénario domine un autre scénario au sens de Pareto en termes de coût et de durée est définie dans la sous-section III.4.2.1. Ensuite, ces scénarios vont être comparés afin de construire le front de Pareto selon les exigences du décideur à propos du niveau d'incertitude acceptable.

III.4.2.1. Pareto-dominance entre deux scénarios

Dans cette partie, la probabilité de dominance entre deux scénarios dans le cas multi-objectif est définie. Soit S_i et S_j deux scénarios de projet à comparer pour déterminer lequel des deux scénarios domine l'autre au sens de Pareto, par rapport aux critères de coût et de durée, dans un environnement incertain. Soit D_{S_i} la durée globale associée au scénario S_i . D_{S_i} est une variable aléatoire discrète caractérisée par sa distribution de probabilités $P_{D_{S_i}}$. Les distributions de probabilités $P_{D_{S_i}}$ et $P_{D_{S_j}}$ associées respectivement aux durées des scénarios S_i et S_j ont une plage de valeurs comprise entre les valeurs nominales et maximales respectives des durées pour chaque scénario. Ces plages ou domaines sont notées respectivement $[D_{S_i}^-, D_{S_i}^+]$ et $[D_{S_j}^-, D_{S_j}^+]$ (cf. Figure 29).

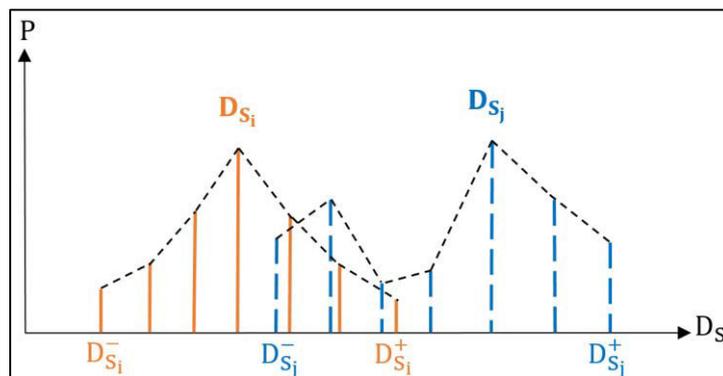


Figure 29. Exemple de représentation de deux distributions de probabilités des durées des scénarios S_i et S_j , adapté de (Lachhab et al., 2018b)

Un scénario S_i domine un autre scénario S_j au sens de Pareto (noté $S_i < S_j$) si, pour tout critère $O \in \{C, D\}$, $O_{S_i} \leq O_{S_j}$ et il existe au moins un critère O tel que $O_{S_i} < O_{S_j}$ (avec O_{S_i} , la valeur du

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

critère 0 pour le scénario S_i). Nous devons donc évaluer ces inégalités selon leur probabilité. Prenons le cas du critère durée de réalisation d'un scénario i (D_{S_i}).

La probabilité pour que D_{S_i} soit strictement inférieure à D_{S_j} est donnée par l'expression suivante :

$$\begin{aligned} P(D_{S_i} < D_{S_j}) &= P(D_{S_i}^- \leq D_{S_i} < D_{S_j}^-) + P(D_{S_i}^+ \leq D_{S_j} < D_{S_j}^+) \\ &\quad - P(D_{S_i}^- \leq D_{S_i} < D_{S_j}^-) \times P(D_{S_i}^+ \leq D_{S_j} < D_{S_j}^+) + P(D_{S_j}^- \leq D_{S_i} < D_{S_j} \leq D_{S_i}^+) \end{aligned} \quad (III.51)$$

D'où,

$$\begin{aligned} P(D_{S_i} < D_{S_j}) &= \sum_{x \in [D_{S_i}^-, D_{S_j}^-]} P(D_{S_i} = x) + \sum_{y \in]D_{S_i}^+, D_{S_j}^+]} P(D_{S_j} = y) - \\ &\quad \sum_{x \in [D_{S_i}^-, D_{S_j}^-]} P(D_{S_i} = x) \times \sum_{y \in]D_{S_i}^+, D_{S_j}^+]} P(D_{S_j} = y) + \\ &\quad \sum_{\substack{(x,y) \in [D_{S_j}^-, D_{S_i}^+]^2 \\ x < y}} P(D_{S_i} = x) \times P(D_{S_j} = y) \end{aligned} \quad (III.52)$$

La probabilité pour que D_{S_i} soit égale à D_{S_j} est donnée par :

$$P(D_{S_i} = D_{S_j}) = \sum_{\substack{(x,y) \in [D_{S_i}^-, D_{S_i}^+] \times [D_{S_j}^-, D_{S_j}^+] \\ x = y}} P(D_{S_i} = x) \times P(D_{S_j} = y) \quad (III.53)$$

Ces probabilités ont été définies en considérant les différents cas possibles de représentation des distributions de probabilités des durées de deux scénarios. La Figure 29 donne l'exemple de représentation de deux distributions de probabilités selon le critère de durée pour le cas où $D_{S_i}^- < D_{S_j}^- < D_{S_i}^+ < D_{S_j}^+$. Par analogie, Soit C_{S_i} la durée globale associée au scénario S_i . C_{S_i} est une variable aléatoire discrète représentée par la distribution de probabilité $P_{C_{S_i}}$. Les distributions de probabilités $P_{C_{S_i}}$ et $P_{C_{S_j}}$ associées respectivement aux coûts des scénarios S_i et S_j ont une plage de valeurs comprises entre les valeurs nominales et maximales respectives des coûts pour chaque scénario : $[C_{S_i}^-, C_{S_i}^+]$ et $[C_{S_j}^-, C_{S_j}^+]$.

La probabilité pour que C_{S_i} soit strictement inférieure à C_{S_j} est donnée par :

$$\begin{aligned} P(C_{S_i} < C_{S_j}) &= P(C_{S_i}^- \leq C_{S_i} < C_{S_j}^-) + P(C_{S_i}^+ \leq C_{S_j} < C_{S_j}^+) \\ &\quad - P(C_{S_i}^- \leq C_{S_i} < C_{S_j}^-) \times P(C_{S_i}^+ \leq C_{S_j} < C_{S_j}^+) + P(C_{S_j}^- \leq C_{S_i} < C_{S_j} \leq C_{S_i}^+) \end{aligned} \quad (III.54)$$

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

D'où,

$$\begin{aligned}
 P(C_{S_i} < C_{S_j}) &= \sum_{x \in [C_{S_i}^-, C_{S_j}^-]} P(C_{S_i} = x) + \sum_{y \in [C_{S_i}^+, C_{S_j}^+]} P(C_{S_j} = y) - \\
 &\quad \sum_{x \in [C_{S_i}^-, C_{S_j}^-]} P(C_{S_i} = x) \times \sum_{y \in [C_{S_i}^+, C_{S_j}^+]} P(C_{S_j} = y) + \\
 &\quad \sum_{\substack{(x,y) \in [C_{S_j}^-, C_{S_i}^+]^2 \\ x < y}} P(C_{S_i} = x) \times P(C_{S_j} = y)
 \end{aligned} \tag{III.55}$$

La probabilité pour que C_{S_i} soit égale à C_{S_j} est donnée par :

$$P(C_{S_i} = C_{S_j}) = \sum_{\substack{(x,y) \in [C_{S_i}^-, C_{S_i}^+] \times [C_{S_j}^-, C_{S_j}^+] \\ x = y}} P(C_{S_i} = x) \times P(C_{S_j} = y) \tag{III.56}$$

Définition 1 : Probabilité de dominance dans le cas multi-objectif

Nous considérons que $S_i(C_{S_i}, D_{S_i})$ domine $S_j(C_{S_j}, D_{S_j})$ au sens de Pareto (noté, $S_i < S_j$) si :

$$\begin{aligned}
 &\left((C_{S_i} < C_{S_j}) \text{ et } (D_{S_i} < D_{S_j}) \right) \underline{\text{ou}} \left((C_{S_i} < C_{S_j}) \text{ et } (D_{S_i} = D_{S_j}) \right) \\
 &\quad \underline{\text{ou}} \left((C_{S_i} = C_{S_j}) \text{ et } (D_{S_i} < D_{S_j}) \right)
 \end{aligned}$$

Cela correspond à la définition de la dominance au sens de Pareto où une solution domine une autre solution si elle est meilleure sur les deux objectifs. Ainsi, la probabilité pour que S_i domine S_j au sens de Pareto est donnée par :

$$\begin{aligned}
 P(S_i < S_j) &= P(C_{S_i} < C_{S_j}) \times P(D_{S_i} < D_{S_j}) + P(C_{S_i} < C_{S_j}) \times P(D_{S_i} = D_{S_j}) + \\
 &\quad P(C_{S_i} = C_{S_j}) \times P(D_{S_i} < D_{S_j})
 \end{aligned} \tag{III.57}$$

L'équation III.57 peut être écrite aussi sous la forme suivante :

$$\begin{aligned}
 P(S_i < S_j) &= P(C_{S_i} < C_{S_j}) \times \left[P(D_{S_i} < D_{S_j}) + P(D_{S_i} = D_{S_j}) \right] + P(C_{S_i} = C_{S_j}) \times \\
 &\quad P(D_{S_i} < D_{S_j})
 \end{aligned} \tag{III.58}$$

III.4.2.2. Exigence de Pareto-dominance entre scénarios

Dans la partie précédente, la probabilité pour qu'un scénario de projet domine un autre scénario a été définie. Cette probabilité doit être calculée pour tous les scénarios deux à deux et dans les deux sens car $P(S_i < S_j) \neq P(S_j < S_i), \forall i \in \{1, \dots, n\}$ et $\forall j \neq i$.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Une fois que toutes les probabilités sont calculées, le décideur fixe un seuil de tolérance d'incertitude, noté θ ($0 \leq \theta \leq 1$). Ce seuil permet de sélectionner les solutions Pareto-optimales en termes de coût et de durée avec un certain niveau d'acceptation des incertitudes sur les critères d'évaluation du projet.

Définition 2 : Exigences de Pareto-dominance dans le cas multi-objectif

Pour garder une solution S_i sur le Front de Pareto (FP), il faut que la probabilité pour qu'elle soit dominée par les autres solutions soit au maximum égale au seuil θ . C'est-à-dire :

$\forall i \in \{1, \dots, n\}$ et $\forall j \neq i$:

$$\max_j P(S_j < S_i) \leq \theta \quad (\text{III.59})$$

Ainsi, plus le seuil de tolérance θ est élevé, plus le Front de Pareto contiendra des solutions dont l'incertitude sur les valeurs de durée et de coût est grande.

Dans la prochaine partie, un exemple de graphe de projet est considéré afin d'appliquer la méthode proposée dans la sous-section III.4.2 et les formules de probabilités définies dans la sous-section III.4.1.

III.4.2.3. Exemple d'application

Soit G , le modèle de graphe de projet considéré (Figure 30). T_0 et T_{10} sont les deux tâches fictives indiquant le début et la fin du projet.

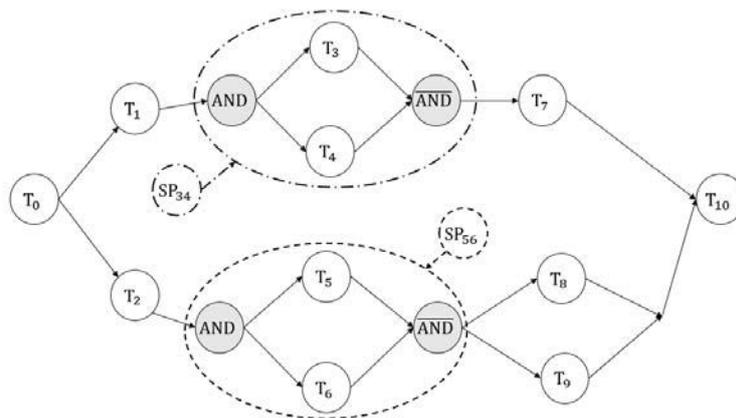


Figure 30. Exemple de graphe de projet, (Lachhab et al., 2018b)

Dans ce graphe, il y a trois scénarios possibles : $S_1 = \{T_1, SP_{34}, T_7\}$, $S_2 = \{T_2, SP_{56}, T_8\}$ et $S_3 = \{T_2, SP_{56}, T_9\}$. Pour chaque tâche du projet $\{T_1, \dots, T_9\}$, sont associées deux distributions de probabilités relatives aux critères de coût et de durée. Les distributions de probabilités associées aux sous-projets SP_{34} et SP_{56} sont calculées à l'aide des formules III.41, III.42 et

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

III.50 (les distributions de probabilités des coûts et des durées des tâches et des sous-projets du graphe G sont représentées sous forme de tableaux dans l'annexe 1). Ensuite, les distributions de probabilités associées aux valeurs de coût et de durée des trois scénarios S_1 , S_2 et S_3 sont calculées à l'aide des formules III.41 et III.42 (cf. sous-section III.4.1.2). Les résultats du calcul de ces distributions de probabilités pour chaque scénario sont donnés dans l'annexe 1. Les probabilités de dominance entre S_1 , S_2 et S_3 sont enfin calculées en fonction des formules III.52, III.53, III.54, III.55 et III.58 (cf. sous-section III.4.2.1). Les résultats de calcul des probabilités de dominance entre les scénarios sont représentés dans le Tableau 6.

Le Tableau 6 indique également les valeurs du maximum de l'inégalité III.57 (cf. sous-section III.4.2.1). En effet, chaque scénario est comparé en terme de Pareto-dominance avec les deux autres scénarios en calculant la probabilité pour qu'il soit dominé par les autres scénarios. Le maximum des valeurs de probabilités pour que chaque scénario soit dominé par les autres et ensuite calculé afin de le comparer avec la valeur du seuil θ définie dans la sous-section III.4.2.2. La probabilité pour que la solution S_1 soit dominée est très faible alors que la probabilité pour que les solutions S_2 et S_3 soient dominées est beaucoup plus importante. Le paramètre θ , fixé par l'utilisateur, va permettre de décider si ces solutions sont conservées ou non.

Solution	Probabilités de dominance	Max
S_1	$P(S_2 < S_1) = 0.00051$ $P(S_3 < S_1) = 0.000013$	0.00051
S_2	$P(S_1 < S_2) = 0.95$ $P(S_3 < S_2) = 0.19$	0.95
S_3	$P(S_1 < S_3) = 0.99$ $P(S_2 < S_3) = 0.51$	0.99

Tableau 6. Valeurs des probabilités de dominance entre S_1 , S_2 et S_3 , (Lachhab et al., 2018b)

Nous considérons quatre cas :

- $\theta = 1$, le front de Pareto est : $FP = \{S_1, S_2, S_3\}$. Ce qui implique une exigence très faible de dominance. Une très grande incertitude est tolérée. Le front de Pareto comporte toutes les solutions et un niveau de risque très élevé est accepté (aucune solution n'est suffisamment dominée pour être retirée) ;
- $\theta = 0.95$, le front de Pareto est : $FP = \{S_1, S_2\}$, ce qui correspond à une exigence plus faible de dominance et un peu moins d'incertitude est tolérée ;

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

- $\theta = 0.2$, le front de Pareto est : $FP = \{S_1\}$, ce qui correspond à une exigence faible de dominance. L'incertitude tolérée est faible.
- $\theta = 0$, le front de Pareto est : $FP = \emptyset$. Ce qui implique une exigence stricte (trop forte) de dominance (incertitude nulle). Ce cas n'est pas réaliste car toutes les solutions sont éliminées systématiquement.

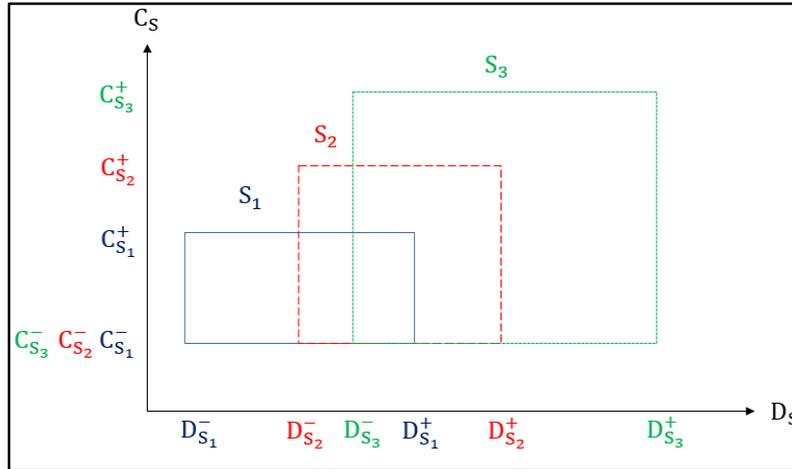


Figure 31. Front de Pareto de S_1 , S_2 et S_3 , adapté de (Lachhab et al., 2018b)

La Figure 31 représente les trois scénarios avec leurs intervalles de valeurs pour leurs critères de coût et de durée. Il reste au décideur à faire le choix final du scénario en fonction du degré d'exigence θ et de ses préférences.

III.4.3. Algorithme d'optimisation MOPACO

Dans cette partie, la méthode proposée dans la sous-section III.4.2 est intégrée dans l'algorithme MONACO afin de proposer l'algorithme MOPACO qui tient compte des distributions de probabilités sur les valeurs de coûts et de durées.

L'algorithme MOPACO est basé sur une seule colonie de fourmis. Il construit les solutions à partir d'un graphe de projet en minimisant simultanément le coût total du projet ainsi que sa durée globale. A chaque itération, chaque fourmi construit sa solution indépendamment. Chaque arc (i, j) du graphe G contient deux traces de phéromones pour chaque critère de coût et de durée. La quantité de phéromone déposée sur (i, j) pour chaque critère $O \in \{C, D\}$ est notée τ_{ij}^O . Toutes les fourmis de la colonie sont initialisées à partir du premier nœud du graphe de projet. Le prochain nœud j à atteindre par chaque fourmi f à partir d'un nœud i du graphe est sélectionné en utilisant la formule de probabilité p_{ij}^f qui est exprimée en fonction de l'attractivité locale et de l'attractivité globale des traces de phéromones par rapport à chaque critère du projet

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(coût, durée). La probabilité p_{ij}^f dépend également des poids (α , β) associés respectivement aux attractivités globales et locales.

La formule de probabilité est donnée dans l'équation III.60, avec $j \in N_i$ (N_i est l'ensemble des nœuds voisins de i) :

$$p_{ij}^f = \frac{\left[(\tau_{ij}^C)^{\lambda_j^C} (\tau_{ij}^D)^{\lambda_j^D} \right]^\alpha \times \left[(\eta_{ij}^C)^{\lambda_j^C} (\eta_{ij}^D)^{\lambda_j^D} \right]^\beta}{\sum_{l \in N_i} \left(\left[(\tau_{il}^C)^{\lambda_l^C} (\tau_{il}^D)^{\lambda_l^D} \right]^\alpha \times \left[(\eta_{il}^C)^{\lambda_l^C} (\eta_{il}^D)^{\lambda_l^D} \right]^\beta \right)} \quad (\text{III.60})$$

Les paramètres $(\eta_{ij}^C, \eta_{ij}^D)$ représentent les attractivités locales du nœud j , liées respectivement au coût et à la durée. Elles sont calculées comme suit :

$$\eta_{ij}^C = \frac{\varphi^C}{\bar{C}_{T_j}} \quad (\text{III.61})$$

$$\eta_{ij}^D = \frac{\varphi^D}{\bar{D}_{T_j}} \quad (\text{III.62})$$

Les valeurs \bar{C}_{T_j} et \bar{D}_{T_j} sont les valeurs moyennes du coût et de la durée de la tâche correspondant au nœud j . Ces valeurs moyennes sont calculées à partir des distributions de probabilités de coût et de la durée de la tâche. Les constantes (φ^C, φ^D) sont respectivement supérieures ou égales aux valeurs de $(\bar{C}_{T_j}, \bar{D}_{T_j})$ pour garantir que les attractivités locales $(\eta_{ij}^C, \eta_{ij}^D)$ sont toujours supérieures ou égales à 1. Elles sont calculées comme suit :

$$\varphi^C = \text{MAX}_{T_j \in T^P} (\bar{C}_{T_j}) \quad (\text{III.63})$$

$$\varphi^D = \text{MAX}_{T_j \in T^P} (\bar{D}_{T_j}) \quad (\text{III.64})$$

A la fin de chaque itération, chaque fourmi de la colonie ayant atteint le dernier nœud du graphe de projet dépose deux quantités de phéromones $(\tau_{ij}^C, \tau_{ij}^D)$, associées aux deux critères (C, D), sur chaque arc (i, j) appartenant à son chemin. Les quantités de phéromones sont initialisées à (τ_0^C, τ_0^D) et sont mises à jour à la fin de chaque itération en prenant en compte le taux d'évaporation des quantités de phéromones d'une itération à une autre. Le taux d'évaporation est noté par ρ et les formules de mises à jour des quantités de phéromones par rapport à chaque critère de (C, D) sont formulées par :

$$\tau_{ij}^C(it + 1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}^C(it) + \sum_{S \in \{S_{it}\}} \frac{1}{\bar{C}_{T_j}} \quad (\text{III.65})$$

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

$$\tau_{ij}^D(it + 1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}^D(it) + \sum_{S \in \{S_{it}\}} \frac{1}{D_{T_j}} \quad (\text{III.66})$$

$\{S_{it}\}$ est l'ensemble des scénarios construits par toutes les fourmis de la colonie à l'itération it qui passent par l'arc (i, j) . La somme des poids $(\lambda_j^C, \lambda_j^D)$ est égale à 1 et ils sont définis à partir des équations III.19 à III.30.

III.4.4. Description de l'algorithme

L'algorithme 2 donne la structure générale de l'algorithme MOPACO. Le cadre de l'outil d'optimisation basé sur l'algorithme MOPACO est représenté sur la Figure 32. Il est quasi identique à celui présenté dans la section III.3.3 de ce chapitre avec des modifications au niveau du fichier "Graph.rb". Ce fichier contient la matrice de nœuds adjacents et l'ensemble des distributions de probabilités des valeurs de coûts et de durées associées aux nœuds du graphe de projet. Ce fichier est la première entrée du programme principal stocké dans le fichier "MOPACO.rb". Les paramètres de l'algorithme sont également modifiés. Ils sont définis et stockés dans le fichier "Parameters.rb". Le fonctionnement de l'algorithme MOPACO est le même que celui de l'algorithme MONACO déjà décrit dans la section III.3.3.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Algorithmme. Algorithmme MOPACO

α # poids de l'attractivité globale (traces de phéromones) ; β # poids de l'attractivité locale.
 ρ # taux d'évaporation des phéromones ; φ^C, φ^D # constantes ; CpC_0 # capital initial de coût ;
 CpD_0 # capital initial de durée.

$\lambda_0^O = \lambda_0 \forall O \in \{C, D\}$ # les valeurs initiales des poids dynamiques pour chaque critère.

Pheromone initialization: $\tau_{ij}^O \leftarrow \tau_0 \forall (i, j) \text{ and } \forall O \in \{C, D\}$ # tous les arcs sont initialisés avec la même quantité de phéromone pour chaque critère.

NB_iterations # nombre d'itérations.

NB_ants # nombre de fourmis.

θ # seuil d'acceptation d'incertitudes.

it = 1

While it <= NB_iterations **Do**

Put NB_ants in node Start # les fourmis de la colonie sont lancées à partir du nœud de départ.

For each ant f **Do**

While ant f has not reach the last node **Do**

Move to the neighbour node using the probability p_{ij}^f # la fourmi f fait le choix du prochain nœud à atteindre selon la formule de probabilité III.60 en calculant les poids dynamiques à l'aide des formules III.19 et III.20.

End While

Compute objectives values # la fourmi f calcule les distributions de probabilités du coût et de la durée de son scénario (chemin mémorisé).

End For

Compute Probability_of_Dominance # Chaque scénario est comparé avec tous les autres scénarios au sens de Pareto en fonction de la formule III.58 qui permet de calculer la probabilité de dominance

Build Probabilistic Pareto-front_it of the iteration it # le front de Pareto de l'itération it est construit selon le seuil θ fixé par le décideur à l'aide de la formule III.59.

Delete ants' information # la colonie est détruite pour la remplacer par une nouvelle colonie à l'itération suivante.

it = it+1

Pheromones evaporation # chaque valeur de la matrice de phéromones est multipliée par ρ (taux d'évaporation des phéromones).

Update the pheromone trails τ_{ij}^O (it) # chaque fourmi ayant généré une solution sur le front de Pareto dépose les quantités de phéromones sur son chemin en utilisant les formules III.65 et III.66.

End While

global_archive = global_archive + Pareto-front_it # l'archive globale permet d'enregistrer le front de Pareto cumulé obtenu à chaque itération.

Build final Probabilistic Pareto-front # Les solutions non-dominées du front de Pareto de l'archive globale sont conservées, les autres sont retirées.

Compute-performance # Les indicateurs de performances sont calculés pour évaluer la qualité du front de Pareto obtenu.

Return le front de Pareto à présenter au décideur

Algorithmme 2. Pseudo-code de l'algorithmme MOPACO

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

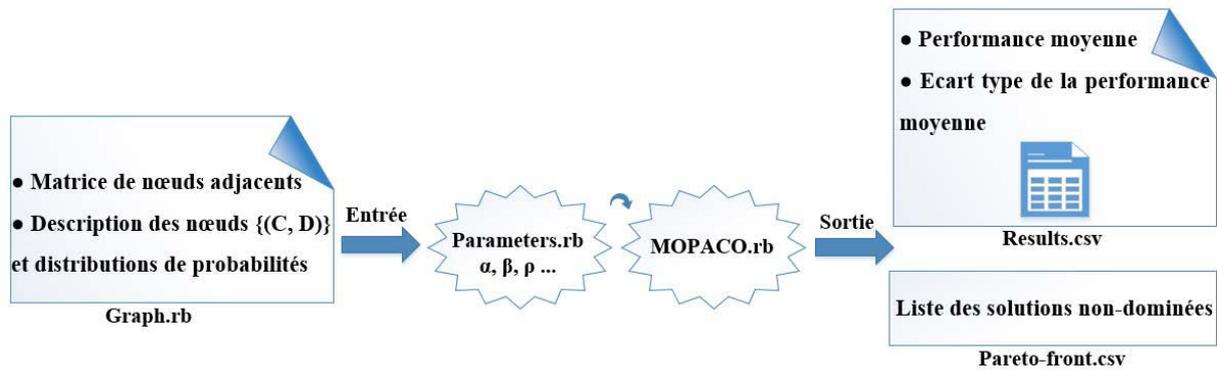


Figure 32. Vue d'ensemble du cadre d'implémentation de l'algorithme MOPACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a)

III.4.5. Expérimentations, résultats et discussion

Une série d'expérimentations a été effectuée afin de réaliser une analyse comparative des performances de l'algorithme MOPACO en fonction du seuil θ (cf. sous-section III.4.2.3).

Le graphe de projet considéré est basé sur la structure de graphe de la Figure 21. Elle est composée de 100 nœuds avec 6 niveaux séquentiels. Chaque niveau est composé de 16 à 19 nœuds. Les distributions de coût et de durée pour chaque tâche sont déterminées aléatoirement pour trois valeurs de coût et trois valeurs de durée. Les combinaisons pour cet exemple de graphe de projet donnent $19E + 6$ scénarios possibles. Les valeurs initiales des paramètres, permettant de fournir les meilleures performances de l'algorithme MOPACO dans un temps raisonnable, sont indiquées dans le Tableau 7 et ont été évaluées de manière empirique. En effet, les valeurs de ces paramètres ont été fixées grâce à une analyse de sensibilité en particulier pour les paramètres α , β et ρ (les paramètres τ_0^C , τ_0^D , φ^C , φ^D , λ_0^C et λ_0^D n'ayant que peu d'influence sur les performances de l'algorithmes MOPACO).

Symbole	Paramètre	Valeur
α	Poids associé à l'attractivité globale	5
β	Poids associé à l'attractivité locale	3
ρ	Taux d'évaporation	0.5
τ_0^C, τ_0^D	Quantités initiales de phéromones	1
φ^C, φ^D	Constantes	1
λ_0^C, λ_0^D	Valeurs des poids	0.5

Tableau 7. Réglage des paramètres initiaux

La colonie contient 50 fourmis et le nombre d'itérations considéré est fixé à 20. Deux indicateurs de performance ont été considérés pour évaluer l'algorithme MOPACO. Ces

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

indicateurs sont la performance moyenne (équation III.67) et l'écart type de la performance moyenne (équation III.68). La performance moyenne et son écart-type sont calculés à partir des valeurs moyennes des coûts et des durées des solutions Pareto-optimales obtenues à la fin de chaque itération. Rappelons que les valeurs de coûts et de durées dans l'algorithme MOPACO sont représentées sous formes de distributions de probabilités comme expliqué dans la sous-section III.4.1. A la fin de chaque itération et lorsque toutes les fourmis de la colonie ont atteint le dernier nœud du graphe de projet, un front de Pareto est construit. Ce front de Pareto comporte tous les scénarios ayant respecté les exigences de Pareto-dominance entre scénarios (voir la sous-section III.4.2.2) en fonction du seuil θ . Les indicateurs de performance sont MeanPerf (valeur moyenne du produit du coût moyen par la durée moyenne) et StdDevPerf (l'écart type du produit des écarts types de coût et de durée) :

$$\text{MeanPerf} = \text{MeanC} \times \text{MeanD} \quad (\text{III.67})$$

$$\text{StdDevPerf} = \text{StdDevC} \times \text{StdDevD} \quad (\text{III.68})$$

L'indicateur d'hypervolume ne peut pas être utilisé ici en raison du caractère incertain des solutions. Nous n'avons pas de valeur unique de coût et de durée mais des ensembles de valeurs plus ou moins probables. Dans ce contexte, le calcul de l'hypervolume sur des valeurs moyennes, minimales ou maximales n'a pas de sens car, dans l'espace des objectifs, une solution peut se retrouver au-dessus d'une autre sans pour autant la dominer. L'objectif de nos expérimentations est de vérifier qu'il est possible d'optimiser la sélection de scénarios sous incertitudes avec notre algorithme MOPACO. Volontairement, le nombre de fourmis (50 fourmis) et le nombre d'itérations (20 itérations) choisis pour l'algorithme est peu élevé de manière à obtenir les solutions dans un temps raisonnable. Les expérimentations concernent donc les performances atteintes en fonction du nombre d'itérations et de la valeur du paramètre θ (le seuil de probabilité de dominance qui permet de régler le nombre de solutions conservées sur le front de Pareto en fonction des incertitudes). Les résultats de l'exécution de l'algorithme MOPACO pour 20 itérations et 50 fourmis sont représentés sur les Figure 33, Figure 34, Figure 35 et Figure 36. Les courbes représentent les performances par rapport au nombre d'itérations et suivant des valeurs différentes de θ ($\theta = 0.1, \theta = 0.5, \theta = 0.8$ et $\theta = 1$). Le but est de visualiser les performances de l'algorithme MOPACO et son comportement selon les valeurs de θ . Les expérimentations réalisées montrent bien que le nombre de solutions sur le front de Pareto évolue avec l'augmentation de la valeur de θ ainsi que de la durée d'exécution totale de l'algorithme MOPACO. Ainsi, plus l'exigence de dominance est grande, plus le nombre de solutions conservées sur le front de Pareto est faible. Une exigence faible de dominance entraîne

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

un grand nombre de solutions et donc un temps de calcul important. En effet, dans la Figure 33, pour $\theta = 0.1$, la durée totale de l'exécution de l'algorithme est d'environ 2 minutes et la performance moyenne est de $1.13E + 7$. Pour $\theta = 0.5$ (cf. Figure 34), la durée totale de l'exécution de l'algorithme est d'environ 5 minutes et la performance moyenne est de $1.15E + 7$. Pour $\theta = 0.8$ (cf. Figure 35), la durée totale de l'exécution de l'algorithme est d'environ 20 minutes et la performance moyenne est de $1.16E + 7$. Et enfin, pour $\theta = 1$ (cf. Figure 36), la durée totale de l'exécution de l'algorithme est d'environ 5 heures et la performance moyenne est de $1.25E + 7$.

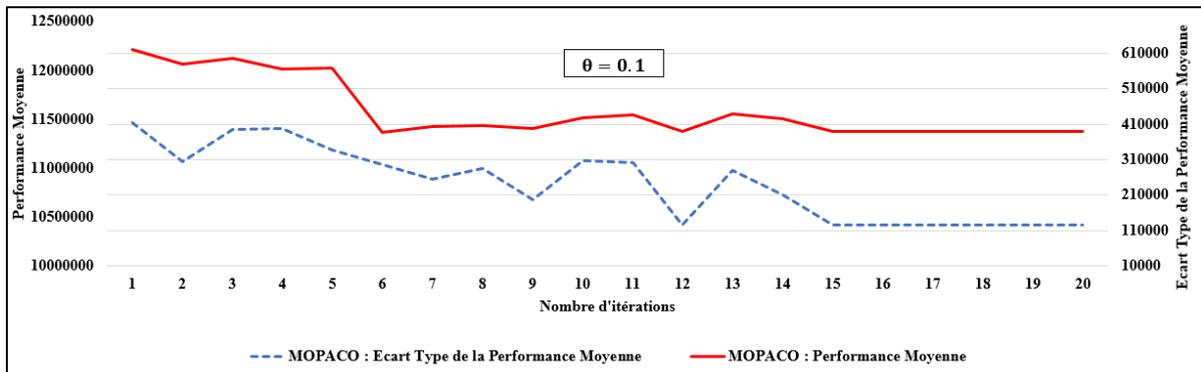


Figure 33. La performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne de l'algorithme MOPACO avec $\theta = 0.1$

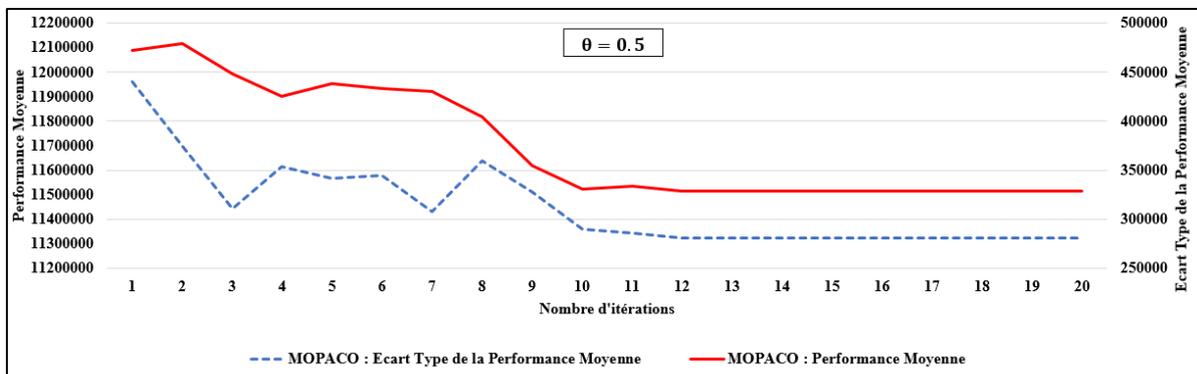


Figure 34. La performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne de l'algorithme MOPACO avec $\theta = 0.5$

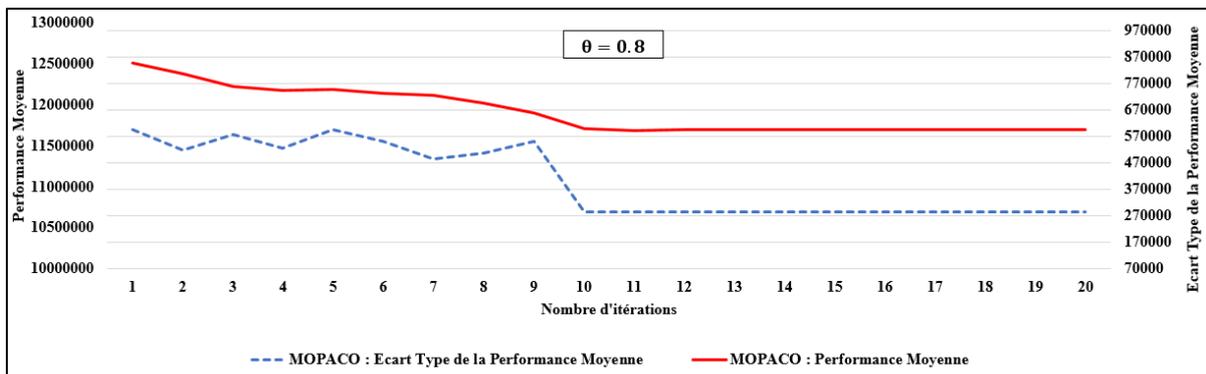


Figure 35. La performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne de l'algorithme MOPACO avec $\theta = 0.8$

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

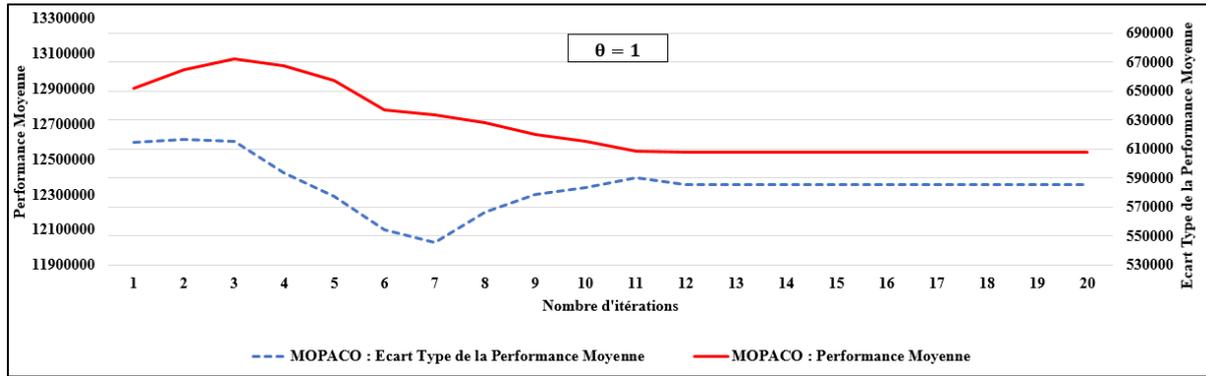


Figure 36. La performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne de l'algorithme MOPACO avec $\theta = 1$

A partir de ces résultats, nous pouvons constater qu'il y a une augmentation minimale de la performance moyenne face à la croissance de la valeur de θ (c'est le même cas pour l'écart type de la performance moyenne). Ainsi, il est plus intéressant pour le décideur de sélectionner une valeur faible pour θ lui permettant d'avoir moins de solutions sur le front de Pareto avec des incertitudes acceptables dans un temps raisonnable (en quelques secondes). Les expérimentations ont montré aussi qu'en augmentant le nombre d'itérations et le nombre de fourmis, le temps d'exécution de l'algorithme MOPACO augmente considérablement avec l'augmentation de la valeur de θ (par exemple, avec 100 itérations et 100 fourmis ainsi que pour $\theta = 0.8$, la durée de la 50^{ème} itération est d'environ 70 min). Il faut noter aussi que l'algorithme MOPACO est performant uniquement sur des instances de petite taille. Le passage à des graphes de projet comportant plus de 6 niveaux entraîne un temps de calcul rédhibitoire. Ainsi, il est impossible d'appliquer l'algorithme sur un modèle de graphe de projet de grande taille dans un temps raisonnable avec l'algorithme MOPACO bien qu'il soit plus représentatif du contexte industriel réel. Le temps de calcul nécessaire au calcul de toutes les valeurs de coût et de durée ainsi que de leurs probabilités est très important.

III.4.6. Synthèse

Dans cette section, nous avons proposé une approche probabiliste et multi-objectif permettant de comparer, au sens de Pareto et sous incertitudes, les scénarios d'un graphe de projet. L'approche permet de construire un front de Pareto en tenant compte des distributions de probabilités des valeurs de coût et de durée pour chaque scénario ainsi que du niveau d'incertitude accepté par le décideur. Les distributions de probabilités permettent de modéliser les impacts des risques sur les objectifs du projet (coût, durée) et donc l'incertitude. Nous avons ensuite intégré cette approche dans l'algorithme MONACO. Nous l'avons donc adapté pour proposer l'algorithme MOPACO permettant d'optimiser la sélection des scénarios de projet

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

dans un espace objectif à deux dimensions (coût, durée). Le but de cette intégration est d'adapter l'algorithme MONACO afin de le rendre plus réaliste vis-à-vis de la prise en compte des différents risques potentiels et de leurs impacts sur le coût et la durée d'un scénario de projet.

Cependant, les expérimentations réalisées ont montré que l'algorithme MOPACO n'est réellement fonctionnel que sur des instances de petite taille. Nous avons constaté aussi que la durée d'exécution de cet algorithme augmente de manière exponentielle en fonction de la taille de l'instance, du nombre de fourmis, du nombre d'itérations et des valeurs de ρ et de θ . Dans le fonctionnement actuel, chaque fourmi calcule les distributions de probabilités correspondant à son chemin systématiquement, même si ce chemin a déjà été emprunté par d'autres fourmis. Une optimisation possible de l'algorithme MOPACO consisterait à mémoriser le calcul des distributions de probabilités en évitant de calculer plusieurs fois celles correspondant aux mêmes chemins (ou portions de chemin) empruntés par d'autres fourmis.

III.5. Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter notre outil d'aide à la décision multicritère permettant d'optimiser la sélection de scénarios sous incertitudes à partir d'un graphe de projet. Ce graphe inclut toutes les alternatives de choix de conception et de réalisation d'un nouveau système. Nous avons proposé alors deux approches différentes pour la modélisation des incertitudes sur les objectifs du projet (coût, durée) ainsi que pour la résolution.

La première approche a été présentée dans la section III.3. C'est une approche de résolution à trois dimensions qui consiste à optimiser l'incertitude globale du projet avec sa durée nominale et son coût nominal. L'incertitude a été définie comme étant l'impact des risques sur les objectifs du projet. Elle a été modélisée dans cette première approche par des intervalles dont les valeurs sont équiprobables. Nous avons donc développé un nouvel algorithme d'optimisation multi-objectif à base de colonies de fourmis, appelé MONACO. Cet algorithme a la particularité de permettre aux fourmis d'apprendre selon le chemin qu'elles ont emprunté afin d'influencer leurs futurs choix. Nous avons également comparé les performances de l'algorithme MONACO (avec apprentissage) avec un algorithme MOACO standard (sans apprentissage). Les résultats des différentes expérimentations réalisées dans la sous-section III.3.4 ont montré que l'algorithme MONACO permet de générer de meilleures solutions Pareto-optimales que l'algorithme MOACO standard.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

La deuxième approche de résolution a été présentée dans la section III.4 de ce chapitre. Cette approche consiste à considérer l'espace des objectifs selon deux dimensions (coût, durée) et de tenir compte des incertitudes sur ces deux critères grâce à la représentation des valeurs de coût et de durée sous formes de distributions de probabilités. Nous avons donc proposé une évolution de l'algorithme MONACO qui tient compte de ces changements et que nous avons appelé algorithme MOPACO. Cet algorithme est basé sur une méthode probabiliste permettant la comparaison, sous incertitudes, de solutions Pareto-optimales d'un graphe de projet suivant les critères de coût et de durée. Le but de cette approche est de fournir une représentation plus réaliste des incertitudes que la modélisation par intervalles. Le front de Pareto final est construit en respectant les exigences de Pareto dominance entre les solutions suivant le paramètre θ (voir sous-section III.4.2.2). Les expérimentations réalisées dans la sous-section III.4.5 montrent que le réglage du paramètre θ a un impact direct sur la durée d'exécution de l'algorithme MOPACO et sur le nombre et la qualité des solutions sur le front de Pareto. Autrement dit, le choix d'une grande valeur de θ permet d'obtenir beaucoup de solutions incertaines sur le front de Pareto et le temps de calcul augmente exponentiellement. Par contre, le choix d'une faible valeur de θ permet à l'algorithme MOPACO de générer dans un temps raisonnable moins de solutions sur le front de Pareto avec des incertitudes plus faibles.

Les résultats des différentes expérimentations réalisées dans la sous-section III.4.5 ont également montré que l'algorithme MOPACO ne peut être appliqué que sur des instances de petite taille. En effet, le temps d'exécution de l'algorithme MOPACO augmente considérablement avec la taille du graphe de projet. Nous nous sommes limités à des instances dans lesquelles chaque tâche a une distribution de probabilités répartie sur trois valeurs seulement et dont les scénarios ne comportent que six tâches séquentielles afin de limiter le temps de résolution. L'analyse des causes de cette lenteur montre que des améliorations peuvent être apportées en faisant en sorte de ne pas recalculer systématiquement les distributions de probabilités des durées et des coûts de scénarios qui ont déjà été rencontrés. Chaque fourmi effectue aujourd'hui le calcul récursif en utilisant les formules III.41 et III.42 sans vérifier auparavant que le chemin correspondant n'a pas déjà été visité par une autre fourmi. L'étude de mécanismes permettant aux fourmis de mieux apprendre et diffuser leur savoir aux autres constitue une perspective intéressante à étudier.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Dans ce mémoire de thèse, nous nous sommes intéressés à la proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère qui permet d'optimiser sous incertitudes la sélection de scénarios dans un graphe de projet intégré. Ce graphe de projet contient toutes les alternatives de choix de conception et de réalisation d'un nouveau produit ou système complexe. Nous avons proposé un cadre de travail basé sur un processus générique et intégré qui permet, d'une part, de guider tous les acteurs et les différentes parties prenantes du projet lors de la construction du modèle intégré de projet, et d'autre part, de mettre en évidence notre apport par rapport à la problématique principale d'optimisation multi-objectif sous incertitudes. Ce processus est le résultat de l'intégration des processus d'ingénierie système et de management de projet existants dans la littérature.

Dans le premier chapitre, nous avons introduit les principaux concepts et les différentes notions liées aux domaines de l'ingénierie système et du management de projet. Nous avons ensuite présenté les domaines de connaissances et les différents sous-processus d'ingénierie système et de management de projet (y compris les sous-processus de management des délais, des coûts et des risques) proposés dans les guides SEBOK et PMBOK afin de définir notre propre processus intégré. Ce processus permet à tous les acteurs du projet de travailler d'une manière collaborative autour d'un modèle de projet centralisé. L'ensemble des activités liées à la conception et à la réalisation du système sont définies conjointement et de manière collaborative pour une meilleure prise en compte des risques et de leurs impacts sur les objectifs du projet.

Nous avons vu que notre processus intégré a plusieurs avantages. Il permet : i) de réduire la complexité du projet, ii) de faciliter la communication et le travail collaboratif entre l'ingénieur système, le manager de projet, le manager des risques et tous les autres acteurs du projet pour construire le modèle intégré de projet, et enfin iii) de tenir compte, au plus tôt, des risques et donc des incertitudes sur les objectifs du projet afin de satisfaire dans des conditions optimales les besoins des clients. Ainsi, le modèle intégré résultant de l'intégration des processus d'ingénierie système et de management de projet est un graphe de projet qui comprend tous les scénarios et donc toutes les solutions possibles de conception et de réalisation du système. Il permet également de tenir compte des incertitudes sur les coûts et les durées. Un outil d'optimisation permet alors d'optimiser la sélection des scénarios afin de fournir au manager de projet un panel de solutions dans lequel un scénario doit être choisi, planifié puis réalisé.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté les principaux concepts liés à l'optimisation combinatoire et multi-objectif. Nous avons ensuite présenté la métaheuristique ACO dans le cas mono-objectif puis dans le cas multi-objectif avant de justifier le choix des ACO dans le cas de notre travail. En effet, nous avons vu qu'il existe beaucoup de travaux dans la littérature qui attestent de l'efficacité des algorithmes ACO pour diverses applications. Ceci nous a amené à adopter la métaheuristique ACO pour développer notre propre outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes. Le but est de pouvoir générer un panel de solutions Pareto-optimales dans un espace des objectifs multidimensionnel et de permettre au décideur de sélectionner un seul scénario optimal dans un temps raisonnable. A la fin de ce chapitre, nous avons également présenté les différents cadres de modélisation des incertitudes et un bref panorama des travaux existants dans la littérature sur leur modélisation et l'évaluation puis la comparaison de solutions sur un front de Pareto. Dans le cas de notre travail, l'incertitude a été définie comme étant l'impact des risques sur les objectifs du projet. Nous avons alors proposé deux approches différentes pour modéliser les incertitudes sur les valeurs de coût et de durée du projet : à l'aide d'intervalles de valeurs équiprobables et à l'aide de distributions de probabilités.

Dans le dernier chapitre, nous avons mis en place notre outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes fonctionnant à base d'un algorithme multi-objectif de colonies de fourmis spécifiquement développé pour notre problème. Nous avons par la suite formalisé le modèle de graphe de projet utilisé par notre outil d'optimisation. Nous avons proposé deux approches de résolution du problème de sélection de scénarios en fonction de la manière dont on modélise les incertitudes sur les objectifs du projet. Une première approche de résolution à trois dimensions (coût, durée, incertitudes) permet d'optimiser les incertitudes comme un troisième objectif à part entière avec le coût global du projet et sa durée totale. Dans cette approche, les incertitudes sur les valeurs de coûts et de durées des tâches de projet ont été modélisées sous forme d'intervalles et un mécanisme d'apprentissage a été introduit dans notre algorithme d'optimisation MONACO. Cet algorithme permet aux fourmis d'apprendre d'une façon dynamique selon le chemin emprunté afin d'influencer leurs futurs choix. Quant à la deuxième approche de résolution à deux dimensions (coût, durée), elle permet de modéliser les incertitudes sous forme de distributions de probabilités des valeurs de coûts et de durées. La méthode d'optimisation développée dans cette approche s'appuie principalement sur l'algorithme MONACO que nous avons adapté afin de proposer l'algorithme MOPACO.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Les résultats des expérimentations ont montré que l'algorithme MONACO permet de générer, à l'aide du mécanisme d'apprentissage, des solutions Pareto-optimales de bonne qualité et dans un temps raisonnable même sur des instances de grande taille. Les résultats des expérimentations de l'algorithme MOPACO étaient encourageants bien que cet algorithme ne puisse être appliqué que sur des instances de petite taille afin d'assurer l'exécution de l'algorithme dans un temps raisonnable.

Dans nos futurs travaux de recherche, nous envisageons pour l'approche de résolution à trois dimensions de proposer des techniques d'aide à la décision multicritère pour aider le décideur à choisir un scénario parmi toutes les solutions Pareto-optimales. Il serait intéressant par exemple de découper l'espace des solutions en plusieurs niveaux d'incertitudes et de sélectionner ensuite la solution optimale en fonction des valeurs de coût et de durée. En effet, nous proposons dans notre approche un front de Pareto dans lequel le décideur peut faire ses propres choix de critère à privilégier. Autant il est aisé d'envisager cela sur les critères de coût et de durée, autant la dimension incertitude est plus délicate à intégrer. La possibilité de raisonner en terme d'incertitude acceptable peut être une piste intéressante permettant de compléter notre approche de résolution à trois dimensions. Les méthodes classiques de surclassement comme la méthode ELECTRE peuvent également être utilisées pour classer les scénarios générés selon l'importance des critères vis-à-vis des préférences du décideur. Ainsi, l'algorithme d'optimisation permettrait de minimiser chaque critère de manière indépendante grâce au principe de Pareto optimalité et la méthode de surclassement permettrait ensuite d'aider le décideur à réaliser ses choix parmi un ensemble quelque fois important de solutions Pareto optimales.

Une autre limite de notre approche est l'indépendance des critères. Nous avons en effet considéré que le coût d'un projet était indépendant de sa durée. Ceci est vrai dans certains cas (par exemple, la mise en parallèle de deux tâches réduit la durée du projet mais ne réduit pas son coût), mais dans d'autres cas, il y a bien une dépendance totale (l'augmentation de la durée augmente le coût de la main d'œuvre nécessaire). Une perspective de recherche intéressante serait d'étudier les relations de dépendance partielles entre critères selon le contexte et d'étudier une méthode plus agile où le principe de Pareto optimalité serait amélioré en prenant en compte cette dépendance partielle.

Afin d'améliorer notre approche, la prise en compte de la capacité limitée des ressources est également opportun. En effet, nous considérons l'aspect multi-ressource dans notre modèle en rajoutant des alternatives aux tâches dans le graphe de projet, mais leur capacité est considérée

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

comme infinie. La prise en compte de la capacité limitée des ressources mais aussi des risques pouvant survenir et limiter cette capacité constituerait une amélioration importante de notre approche. Le choix d'un scénario serait ainsi réalisé en fonction de la capacité des moyens et des risques pour que ces moyens ne soient pas disponibles au moment voulu.

Une autre piste de recherche consiste à modéliser les incertitudes sur les valeurs de coût et de durée pour chaque tâche du scénario de projet en utilisant des fonctions de croyances (distributions de masses de croyances) à partir de mêmes données fréquentielles. Ces distributions de masses peuvent être définies à partir des expériences capitalisées dans la base d'expériences mais aussi à partir de la connaissance experte. Cette approche est intéressante pour les cas où l'incertitude est davantage de nature épistémique (méconnaissance, données d'expérience insuffisantes) que de nature aléatoire pure. Enfin, une distribution de masse est finalement qu'une modélisation multi-intervalles associée à un poids unitaire réparti sur chacun des intervalles (actuellement nous avons un seul intervalle avec un poids unitaire).

Concernant l'approche probabiliste de résolution à deux dimensions, il serait très intéressant de tenir compte des dépendances entre les critères de coût et de durée à travers l'utilisation de probabilités conditionnelles. Nous pensons utiliser des modèles causaux de type réseaux Bayésiens permettant la propagation des incertitudes dans le graphe de projet en fonction des choix réalisés par les fourmis. En effet, dans notre modélisation probabiliste, les distributions sont considérées indépendantes. La possibilité de modéliser à l'aide de probabilités conditionnelles, ces dépendances, serait un apport majeur. Cela permettrait aux fourmis de modifier les distributions de probabilités en fonction des choix réalisés en amont. En effet, le choix d'une tâche va entraîner des risques avec une certaine probabilité dont les impacts pourront se mesurer sur des tâches situées en aval. Le choix de tâches différentes va entraîner des impacts probables différents et, par conséquent, des distributions de probabilités différentes. Cela permettrait donc de mieux modéliser les risques et leurs impacts. Nous avons également observé que l'approche de modélisation des incertitudes par distributions de probabilités entraînait des temps de calcul importants dus aux nombreux calculs de combinaisons de valeurs possibles. Il s'agit donc de proposer des méthodes de calcul des distributions de probabilités de coût et de durée d'un scénario plus efficaces qui permettent de mémoriser certaines distributions sur des chemins fréquemment empruntés par les fourmis au lieu de les recalculer systématiquement. L'étude d'un modèle permettant de capitaliser ces connaissances acquises par apprentissage et les rendre disponibles pour les autres fourmis sont également des perspectives intéressantes à étudier.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

La réduction du temps de résolution, notamment dans le cadre probabiliste de l'algorithme MOPACO, peut également être envisagée en appliquant les principes des méthodes agiles. Par exemple, il pourrait être intéressant de considérer un horizon court pour la sélection de scénarios, c'est-à-dire un horizon ne couvrant pas la totalité du projet mais seulement un ensemble réduit de tâches à venir, celles pour lesquelles les incertitudes sont connues plus précisément. En effet, nous partons du principe que les acteurs du projet sont en mesure, dès le début, de renseigner les incertitudes sur des tâches qui pourront être réalisées dans plusieurs mois. Bien sûr, avec l'approche que nous avons développée où nous nous basons sur le retour d'expérience pour définir les distributions de probabilités des coûts et des durées (en concertation avec un expert du domaine), cela reste possible. Mais, dans la pratique, les évolutions du contexte de réalisation du projet généreront de nombreux événements qui viendront modifier ces incertitudes. En appliquant une méthode agile, nous pourrions sélectionner les scénarios au fur et à mesure de l'avancement du projet. Nous perdrons en visibilité globale, mais nous gagnerions en considérant de manière beaucoup plus réaliste les différentes incertitudes liées à des risques nécessairement dépendants du contexte dans lequel les tâches vont être réalisées. Ainsi, en considérant un horizon glissant, le nombre d'alternatives resterait réduit et notre méthode pourrait être appliquée même sur des projets réels complexes avec des temps de calcul raisonnables pour les décideurs. Dans ce mode de fonctionnement, le graphe de projet serait amené à être modifié en temps réel et l'optimisation serait également réalisée de manière dynamique. L'intégration d'un réseau Bayésien permettant de propager le calcul des probabilités serait alors facilité sans pour autant pénaliser la durée de l'optimisation.

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Chevauchement entre le management de projet et l'ingénierie système (SEBOK, 2014)	8
Figure 2. Description générale du problème	11
Figure 3. Le système en interaction avec son environnement (AFIS, 2009)	17
Figure 4. Décomposition hiérarchique de systèmes et de projets, adapté de (AFIS, 2004).....	18
Figure 5. Normes principales en ingénierie système (AFIS, 2007)	19
Figure 6. Les composants clés de l'ingénierie système, adapté de (SEBOK, 2014).....	21
Figure 7. Représentation du processus d'ingénierie système, adapté de (Coudert, 2014).....	22
Figure 8. Processus de management de projet, adapté du guide (PMBOK,2013)	36
Figure 9. Sous-processus de management des délais selon PMBOK (PMBOK,2013)	38
Figure 10. Sous-processus de management des coûts selon PMBOK (PMBOK, 2013)	39
Figure 11. Sous-processus de management des risques selon PMBOK (PMBOK, 2013)	40
Figure 12. Chevauchement entre les rôles de l'ingénieur système et du manager de projet (SEBOK, 2014).....	41
Figure 13. Exemple de modèle de projet (graphe de projet simplifié).....	44
Figure 14. Processus global, adapté de (Lachhab et al., 2018a).....	45
Figure 15. Sous-processus de définition du modèle de projet, adapté de (Lachhab et al., 2018a)	46
Figure 16. Représentation de l'espace de recherche et de l'espace des objectifs (Gardeux, 2011)	62
Figure 17. Dispositif d'expérimentation du double pont reliant le nid et la source de nourriture. (a) Le cas de la même longueur de ponts. (b) Le cas de longueurs différentes, adapté de (Dorigo et al., 2006a).....	67
Figure 18. Exemple d'un graphe de projet intégré (Lachhab et al., 2018a).....	88
Figure 19. Exemple de scénario S	90
Figure 20. Vue d'ensemble du cadre d'implémentation de l'algorithme MONACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a).....	97
Figure 21. La structure du modèle de projet utilisé dans les expérimentations, adapté de (Lachhab et al., 2018a).....	98
Figure 22. L'hypervolume, la performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne des algorithmes MOACO et MONACO avec $\rho = 0.03$, adapté de (Lachhab et al., 2018a)	103

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Figure 23. L'hypervolume, la performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne des algorithmes MOACO et MONACO avec $\rho = 0.04$, adapté de (Lachhab et al., 2018a)	103
Figure 24. L'hypervolume, la performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne des algorithmes MOACO et MONACO avec $\rho = 0.05$, adapté de (Lachhab et al., 2018a)	104
Figure 25. L'hypervolume, la performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne des algorithmes MOACO et MONACO avec $\rho = 0.06$, adapté de (Lachhab et al., 2018a)	104
Figure 26. Comparaison du temps CPU moyen entre les algorithmes MONACO et MOACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a)	105
Figure 27. Exemple de distributions de probabilités pour les coûts et les durées d'une tâche (Lachhab et al., 2018b)	108
Figure 28. Exemple de sous-projet comportant q sous-séquences en parallèle, (Lachhab et al., 2018b)	110
Figure 29. Exemple de représentation de deux distributions de probabilités des durées des scénarios S_i et S_j , adapté de (Lachhab et al., 2018b)	112
Figure 30. Exemple de graphe de projet, (Lachhab et al., 2018b)	115
Figure 31. Front de Pareto de S_1 , S_2 et S_3 , adapté de (Lachhab et al., 2018b)	117
Figure 32. Vue d'ensemble du cadre d'implémentation de l'algorithme MOPACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a)	121
Figure 33. La performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne de l'algorithme MOPACO avec $\theta = 0.1$	123
Figure 34. La performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne de l'algorithme MOPACO avec $\theta = 0.5$	123
Figure 35. La performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne de l'algorithme MOPACO avec $\theta = 0.8$	123
Figure 36. La performance moyenne et l'écart type de la performance moyenne de l'algorithme MOPACO avec $\theta = 1$	124

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Description détaillée des valeurs nominales des nœuds du graphe de projet (première partie), adapté de (Lachhab et al., 2018a).....	99
Tableau 2. Description détaillée des valeurs nominales des nœuds du graphe de projet (deuxième partie), adapté de (Lachhab et al., 2018a).....	100
Tableau 3. Réglage des paramètres initiaux, adapté de (Lachhab et al., 2018a).....	100
Tableau 4. Tableau des temps CPU calculés en secondes pour 10 tests pour l'algorithme MONACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a).....	105
Tableau 5. Tableau des temps CPU calculés en secondes pour 10 tests pour l'algorithme MOACO, adapté de (Lachhab et al., 2018a).....	106
Tableau 6. Valeurs des probabilités de dominance entre S1, S2 et S3, (Lachhab et al., 2018b).....	116
Tableau 7. Réglage des paramètres initiaux.....	121

PRODUCTIONS SCIENTIFIQUES LIEES A LA THESE

2018 : Lachhab M., T. Coudert, et C. Béler, Approche probabiliste et multiobjectif pour la sélection de scénarios dans un graphe de projet, **12^{ème} Conférence Internationale de Modélisation, Optimisation et SIMulation (MOSIM 2018), 27-29 juin 2018**, Toulouse, France, 2018.

2018 : Lachhab M., C. Béler, et T. Coudert, A Risk-Based Approach Applied to Systems Engineering Projects: A New Learning Based Muticriteria Decision Support Tool Based on an Ant Colony Algorithm, **Engineering Applications of Artificial Intelligence (EAAI)**, vol. 72, pp. 310-326, Juin, 2018.

2017 : Lachhab M., C. Béler, T. Coudert, Towards an integration of systems engineering and project management processes for a decision purpose, **20th World Congress of the International Federation of Automatic Control (WC IFAC 2017), 9-14 Juillet 2017**, Toulouse, France, 2017.

2017 : Lachhab M., Acquisition par apprentissage de connaissances pour le guidage de l'optimisation multicritère par méta-heuristique : application à la gestion des risques dans les projets d'ingénierie système., rapport d'avancement de mi-parcours de thèse, présenté au **18^{ème} Congrès de l'Ecole Doctorale Systèmes, 17-18 Mai 2017**, ISAE-SupAero, Toulouse, France, 2017.

2016 : Lachhab M., T. Coudert, et C. Béler, Scenario selection optimization in System Engineering Projects under uncertainty: A multi-objective Ant Colony method based on a learning mechanism, **IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM 2016), 4-7 Décembre 2016**, Bali, Indonésie, 2016.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Bibliographie

A

- (Abdallah et al., 2009)** Abdallah H., H-M. Emara, H-T. Dorrah, et A. Bahgat, Using Ant Colony Optimization algorithm for solving project management problems, *Expert Systems With Applications*, vol. 36 (6), pp. 10004-10015, Août 2009.
- (Abeille et al., 2010)** Abeille J., T. Coudert, E. Vareilles, L. Geneste, M. Aldanondo, et T. Roux, Formalization of an integrated system/project design framework: first models and processes, 1st International conference on complex systems design & management, Paris, France, Octobre 2010.
- (Abeille, 2011)** Abeille J., Vers un couplage des processus de conception de systèmes et de planification de projets : formalisation de connaissances méthodologiques et de connaissances métier, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2011.
- (Acebes et al., 2013)** Acebes F., J. Pajares, J.M. Galán, et A. López-Paredes, Beyond Earned Value Management: A Graphical Framework for Integrated Cost, Schedule and Risk Monitoring, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 74, pp. 181-189, Mars 2013.
- (AFIS, 2004)** Glossaire de base de l'Ingénierie de Systèmes, Version Expérimentale, Version 1.2, 5 octobre 2004.
- (AFIS, 2005)** Principaux concepts de l'Ingénierie Système, 2005.
- (AFIS, 2007)** Découvrir et Comprendre l'Ingénierie Système, Orsay : Cépaduès, 2007.
- (AFIS, 2009)** Découvrir et comprendre l'Ingénierie Système. Version Expérimentale, Version 3, 12 février 2009.
- (AFIS, 2011)** Livre Blanc AFIS, Ingénierie Système : la vision AFIS pour les années 2020-2025, Version 1.0, 18 octobre 2011.
- (AFITEP-AFNOR, 1992)** Dictionnaire de management de projet, AFNOR, Paris, 2^{ème} édition, 1992.
- (AFITEP-AFNOR, 2010)** Dictionnaire de management de projet, 520 p, Février 2010.
- (Aghaie et al., 2009)** Aghaie A., et H. Mokhtari, Ant Colony Optimization algorithm for stochastic project crashing problem in PERT networks using MC simulation, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 45, pp. 1051-1067, Mai 2009.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(Alaya, 2009) Alaya I., Optimisation multi-objectif par colonies de fourmis. Cas des problèmes de sac à dos, Thèse de doctorat, Université de la Manouba et Université Claude Bernard Lyon 1, 2009.

(Alaya et al., 2007) Alaya I., C. Solnon, et K. Ghedira, Ant Colony Optimization for Multi-objective Optimization Problems, 19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), IEEE Computer Society, Patras, Grèce, pp. 450-457, 2007.

(Angus, 2007) Angus D., Crowding population-based ant colony optimisation for the multi-objective travelling salesman problem, In 2007 IEEE symposium on computational intelligence in multi-criteria decision-making (MCDM), New York: IEEE Press, pp. 333-340, 2007.

(Angus et al., 2009) Angus D., et C. Woodward, Multiple objective ant colony optimisation, Swarm Intelligence, vol. 3 (1), pp. 69-85, Mars 2009.

(Aven, 2016) Aven T., Risk assessment and risk management: Review of recent advances on their foundation, European Journal of Operational Research, vol. 253 (1), pp. 1-13, 16 Août 2016.

(Ayachi et al., 2018) Ayachi R., D. Guillon, F. Marmier, E. Vareilles, M. Aldanondo, T. Coudert, L. Geneste, et Y. Beauregard, Elaboration d'offres en relation client-fournisseur : vers une exploitation des connaissances pour l'ingénierie des risques, 12^{ème} Conférence Internationale de Modélisation, Optimisation et SIMulation (MOSIM), Toulouse, France, 2018.

B

(Bahri et al., 2013) Bahri O., B-A. Nahla, et E-G. Talbi, A Possibilistic framework for solving multi-objective problems under uncertainty: Definition of new Pareto optimality, The IEEE 27th International Symposium on Parallel and Distributed Processing Workshops and PhD Forum (IPDPSW), pp. 405-414, Cambridge, MA, USA, 2013.

(Bahri et al., 2018) Bahri O., E-G. Talbi, N. Ben Amor, A generic fuzzy approach for multi-objective optimization under uncertainty, Swarm and Evolutionary Computation, vol. 14, pp. 166-183, 2018.

(Bakir et al. 2003) Bakir S., D. Gourc, et H. Pingaud, Les méthodes de planification de projet en univers risque : apports et limites, Actes du 5e Congrès International Franco-Québécois de Génie Industriel, Québec, Canada, Octobre 2003.

(Baran et al., 2003) Baran B., et M. Schaerer, A multiobjective ant colony system for vehicle routing problem with time windows, In Proceedings of the 21st IASTED international conference on applied informatics, pp. 97-102, Calgary, Canada, ACTA Press. 2003.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(Baroso et al., 2014) Baroso P., T. Coudert, E. Villeneuve, et L. Geneste, Multi-objective optimization and risk assessment in system engineering project planning by Ant Colony Algorithm, 2014 IEEE International Conference on Industrial Engineering Management, pp. 438-442, Kuala-Lumpur, Malaisie, Décembre 2014.

(Battiti et al., 2008) Battiti R., M. Brunato, et F. Mascia, Reactive Search and Intelligent Optimization, Operations Research/Computer Science Interfaces, vol. 45, Springer, New York, NY, 2008.

(Beasley, 2017) Beasley R., Realizing the Value of Systems Engineering, 27th Annual INCOSE International Symposium (IS 2017), Adelaide, Australie, Juillet 2017.

(Béler, 2008) Béler C., Modélisation générique d'un retour d'expérience cognitif, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2008.

(Béler et al., 2007) Béler C., et X. Desforges, Experience feedback, from cases to knowledge, The 4th International Federation of Automatic Control Conference on Management and Control of Production and Logistics (MCPL), Sibiu, Roumanie, Septembre 2007.

(Better et al., 2008) Better M., et F. Glover, Simulation Optimization: applications in Risk Management, International Journal of Information Technology & Decision Making, vol. 7 (4), pp. 571-587, Décembre 2008.

(Bianchi et al., 2004) Bianchi L., M. Birattari, M. Chiarandini, M. Manfrin, M. Mastrolilli, L. Paquete, O. Rossi-Doria, et T. Schiavinotto, Metaheuristics for the vehicle routing problem with stochastic demands, In X. Yao et al., editor, Proceeding of Parallel Problem Solving from Nature – PPSN VIII, 8th International Conference, vol. 3242 of LNCS, pp. 450-460, Berlin, Allemagne, 2004.

(Blum et al., 2003) Blum C., et A. Roli, Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison, ACM Computing Surveys, vol. 35 (3), pp. 268-308, Septembre 2003.

(Blum, 2005a) Blum C., Ant colony optimization: Introduction and recent trends, Physics of Life Reviews 2, pp. 353-373, 2005.

(Blum, 2005b) Blum C., Beam-ACO—Hybridizing ant colony optimization with beam search; An application to open shop scheduling, Computers & Operations Research, vol. 32 (6), pp. 1565-1591, 2005.

(Bonabeau et al., 1999) Bonabeau E., M. Dorigo, et G. Theraulaz, Swarm Intelligence. From Natural to Artificial Systems, Chapitre 1, Studies in the Sciences of Complexity, Oxford University Press, pp. 7-8, Oxford, New York, 1999.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(Bonabeau et al., 2000) Bonabeau E., M. Dorigo, G. Thereulaz, Inspiration for optimization from social insect behavior, *Nature*, pp. 39-42, 2000.

(Bonjour et al., 2009) Bonjour É., S. Deniaud, et J-P. Micaëlli, Conception complexe et ingénierie système, Dans S. Aït-el-Hadj, & V. Boly, *Les Systèmes techniques : lois d'évolution et méthodologies de conception*, pp. 83-101, Paris: Hermès, 2009.

(Bonnin et al., 2012) Bonnin P., T. Bouzidine Chameeva, Gérer un projet efficacement. Les 7 étapes clés sans difficultés ! TPE-PME, 86 p, édition AFNOR, 2012.

(Bourne et al., 2014) Bourne J-J., C. Annibale, R. Behara, C. George Kenneth Copland, D-P. Ferrick, T. Farrell, et N. Scott, Method and system to determine auto insurance risk, Patente WO 2014059208 A3, Avril, 2014.

(Bullnheimer et al., 1997) Bullnheimer B., R. Hartl, et C. Strauss, A New Rank Based Version of the Ant System - A Computational Study, Working Paper 3/97, Institute of Management Science, University of Vienna, Autriche, 1997.

(Bullnheimer et al., 1999) Bullnheimer B., R-F. Hartl, et C. Strauss, A new rank-based version of the Ant System: A computational study, *Central European Journal for Operations Research and Economics*, vol. 7 (1), pp. 25-38, 1999.

C

(Cardoso et al., 2003) Cardoso P., M. Jesus, et A. Márquez, MONACO — multi-objective network optimisation based on ACO, In F. S. Leal & D. Orden (Eds.), *Encuentros de geometría computacional*, Santander: Universidad de Cantabria, 2003.

(Carlin et al., 2000) Carlin B-P., et T-A. Louis, *Bayes and Empirical Bayes Methods for Data Analysis*, Texts in Statistical Science, 2nd ed. Chapman and Hall, 2000.

(Charrier, 2009) Charrier R., L'intelligence en essaim sous l'angle des systèmes complexes : étude d'un système multi-agent réactif à base d'itérations logistiques couplées. Modélisation et simulation, Thèse de doctorat, Université Nancy II, 2009.

(Charvat, 2003) Charvat J-P., *Project management methodologies: selecting, implementing, and supporting methodologies, and processes for projects*, New York : Wiley, cop, 2003.

(Chen et al., 2012) Chen W-N., et J. Zhang, Scheduling Multi-Mode Projects under Uncertainty to Optimize Cash Flows: A Monte Carlo Ant Colony System Approach, *Journal of Computer Science and Technology*, vol. 27 (5), pp. 950-965, Septembre 2012.

(Chen et al., 2013) Chen W-N., et J. Zhang, Ant Colony Optimization for Software Project Scheduling and Staffing with an Event-Based Scheduler, *IEEE Transactions on Software Engineering*, vol. 39 (1), pp. 1-17, Janvier 2013.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

- (Clarke, 1999)** Clarke A., A practical use of key success factors to improve the effectiveness of project management, *International Journal of Project Management*, vol. 17 (3), pp. 139-145, 1999.
- (Cleland, 1998)** Cleland D., Strategic project management, In: Pinto, J. K., *Project Management Handbook*, pp. 27-54, San Francisco, CA: Jossey-Bass Publishers, 1998.
- (Coelho, 2015)** Coelho R-F., Probabilistic Dominance in Multiobjective Reliability-Based Optimization: Theory and Implementation, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 19, 2015.
- (Colette et al., 2002)** Colette Y., et P. Siarry, *Optimisation multiobjectif*, Eyrolles, 2002.
- (Cooke-Davies, 2002)** Terry Cooke-Davies T., The “real” success factors on projects, *International Journal of Project Management*, vol. 20, pp. 185-190, 2002.
- (Cosmin Porumbel, 2009)** Cosmin Porumbel D., *Algorithmes Heuristiques et Techniques d’Apprentissage, Applications au Problème de Coloration de Graphe*, Thèse de doctorat, Université d’Angers, 2009.
- (Cordón et al., 2002)** Cordón O., F. Herrera, et T. Stützle, A review on the ant colony optimization metaheuristic: basis, models and new trends, *Mathware & soft computing*, vol. 9 (2-3), pp. 141-175, 2002.
- (Coudert, 2014)** Coudert T., *Formalisation et exploitation de connaissances et d’expériences pour l’aide à la décision dans les processus d’ingénierie système*, Habilitation à diriger des recherches, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2014.
- (Coudert et al., 2011)** Coudert T., E. Vareilles, M. Aldanondo, L. Geneste, et J. Abeille, Synchronization of system design and project planning: Integrated model and rules, 5th International Conference on Software, Knowledge information, Industrial Management and Applications (SKIMA), University of Sannio Benevento, Italie, Septembre 2011.
- (Courtot, 1998)** Courtot H., *Les risques liés à la gestion des acteurs d’un projet*, Rapport interne, IAE Paris, 1998.
- (Creemers et al., 2012)** Elisa Johanna Maria Creemers E., Y-M. Pinto, et A. Johanna Marina Tijssen, Means and methods for counteracting, preventing and/or determining heart failure, or a risk of heart failure, Patente EP 2907879 A3, Mai, 2012.
- (Croquet, 2012)** Croquet R., *Etude des dispersions et incertitudes en optimisation et dans l’analyse des valeurs propres*, Thèse de doctorat, INSA de Rouen, 2012.

D

(Das et al., 2009) Das S., S-R. Chowdhury, B-K. Panigrahi, S. Pattnaik, et S. Das, Multi-objective Optimization with Uncertainty: Probabilistic and Fuzzy Approaches, The World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, Coimbatore, Inde, 2009.

(Davis, 1991) Davis L., Handbook of genetic algorithms, Van Nostrand Reinhold, New York, 1991.

(Deb et al., 2005) Deb K., et H. Gupta, Searching for Robust Pareto-Optimal Solutions in Multi-objective Optimization, International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, Lecture Notes in Computer Science, vol. 3410, pp. 150-164, Berlin, Heidelberg, 2005.

(Dempster, 1967) Dempster A-P., Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping, Annals of Mathematical Statistics, vol. 38, pp. 325-339, 1967.

(Deneubourg et al., 1990) Deneubourg J-L., S. Aron, S. Goss, et J-M. Pasteels, The self-organizing exploratory pattern of the Argentine ant, Journal of Insect Behavior, vol. 3, pp. 159-168, 1990.

(Dhaenens, 2005) Dhaenens C., Optimisation Combinatoire Multi-Objectif : Apport des méthodes coopératives et contribution à l'extraction de connaissances. Modélisation et simulation, Habilitation à diriger des recherches, Université des Sciences et Technologie de Lille - Lille I, 2005.

(Dipama, 2010) Jean Dipama J., Optimisation Multi-objectif des Systèmes Energétiques, Thèse de doctorat, Ecole Polytechnique de Montréal, 2010.

(Doerner et al., 2004) Doerner K., W-J. Gutjahr, R-F. Hartl, C. Strauss, et C. Stummer, Pareto ant colony optimization: A metaheuristic approach to multiobjective portfolio selection, Annals of Operations Research, vol. 131 (14), pp. 79-99, 2004.

(Doerner et al., 2003) Doerner K., R. Hartl, et M. Teimann, Are COMPETants more competent for problem solving? The case of full truckload transportation, Central European Journal of Operations Research (CEJOR), vol. 11 (2), pp. 115-141, 2003.

(Dori, 2002) Dori D., Object-Process Methodology – A Holistic Systems Paradigm, Verlag, Berlin, Heidelberg, New York: Springer, 2002.

(Dorigo, 1992) Dorigo M., Optimization, learning and natural algorithms, Thèse de doctorat, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italie, 1992 (en italien).

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

- (Dorigo et al., 1996)** Dorigo M., V. Maniezzo, et A. Coloni, The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B*, vol. 26 (1), pp. 29-41, 1996.
- (Dorigo et al., 1997)** Dorigo M., et L. M. Gambardella, Ant Colonies for the travelling salesman problem, *BioSystems*, vol. 43 (2), pp. 73-81, 1997.
- (Dorigo et al., 2003)** Dorigo M., et T. Stützle, The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications, and Advances, In: Glover F., Kochenberger G.A. (eds) *Handbook of Metaheuristics*, International Series in Operations Research & Management Science, vol. 57, Boston, MA, 2003.
- (Dorigo et al., 2004)** Dorigo M., et T. Stützle, *Ant Colony Optimization*, MIT Press, Cambridge, MA, 2004.
- (Dorigo et al., 2005)** Dorigo M., et C. Blum, Ant colony optimization theory: A survey, *Theoretical Computer Science*, vol. 344, pp. 243-278, 2005.
- (Dorigo et al., 2006a)** Dorigo M., M. Birattari, T. Stützle, Ant colony optimization: Artificial ants as a computational intelligence technique, *IEEE Computational Intelligence Magazine*, vol. 1 (4), pp. 28-39, 2006.
- (Dorigo et al., 2006b)** Dorigo M., et K. Socha, An introduction to Ant Colony Optimization, Technical report N° 10 of the Institut de Recherches Interdisciplinaires et de Développements en Intelligence Artificielle (IRIDIA), Université Libre de Bruxelles, Belgium, 2006.
- (Dorigo et al., 2010)** Dorigo M., T. Stützle, Ant colony optimization: overview and recent advances, *Handbook of metaheuristics*, Second Edition, 2010.
- (Dréo, 2004)** Dréo J., Adaptation de la méthode des colonies de fourmis pour l'optimisation en variables continue : application en génie biomédical, Thèse de doctorat, Université Paris 12-Val de Marne, 2004.
- (Dréo et al., 2008)** Dréo J., P. Siarry, Métaheuristiques d'optimisation vues sous l'angle de l'échantillonnage de distribution, *Journal Européen des Systèmes Automatisés (JESA)*, vol. 42 (1), pp. 9-30, 2008.
- (Dubois et Prade, 1988)** Dubois D., et H. Prade, *Théorie des possibilités*, 2nde édition, Masson, 1988.
- (Durillo et al., 2011)** Durillo J-J., A-J. Nebro, F. Luna, B. Dorronsoro, E. Alba, jMetal: A Java framework for multi-objective optimization, *Advances in Engineering Software*, vol. 42 (10), pp. 760-771, Octobre, 2011.

E

(Edgeworth, 1881) Edgeworth F-Y., Mathematical Physics, P. Keagan, London, 1881.

F

(Fang et al., 2011) Fang C., et F. Marle, A Simulation-Based Risk Network Model for Decision Support in Project Risk Management, Decision Support Systems, Elsevier, 2011.

(Fang et al., 2012) Fang C., F. Marle, E. Zio, J-C. Bocquet, Network theory-based analysis of risk interactions in large engineering projects, Reliability Engineering and System Safety, vol. 106, pp. 1-10, 2012.

(Fang et al., 2016) Fang C., F. Marle, et M. Xie, Applying Importance Measures to Risk Analysis in Engineering Project Using a Risk Network Model, IEEE Systems Journal, vol. 11 (3), pp. 1548-1556, 2016.

(Flage et al., 2014) Flage R., T. Aven, E. Zio, et P. Baraldi, Concerns, Challenges, and Directions of Development for the Issue of Representing Uncertainty in Risk Assessment, Risk Analysis, vol. 34 (7), pp. 1196-1207, Juillet, 2014.

(Fernandez et al., 2015) Fernandez E., C. Gomez, G. Rivera, et L. Cruz-Reyes, Hybrid metaheuristic approach for handling many objectives and decisions on partial support in project portfolio optimization Information Sciences, vol. 315, pp. 102-122, Septembre 2015.

(Fonseca et al., 2006) Fonseca C-M., L. Paquete, et M. Lopez-Ibanez, An improved dimension-sweep algorithm for the hypervolume indicator, IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 1157-1163, Vancouver, Canada, 2006.

G

(Gambardella et al., 1999) Gambardella L-M., E. Taillard, et G. Agazzi, MACS-VRPTW: A multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows, In Corne D., M. Dorigo, et F. Glover (Eds.), New ideas in optimization, London: McGraw-Hill, pp. 63-76, 1999.

(Garcia-Martinez et al., 2007) Garcia-Martinez C., O. Cordon, F. Herrera, A taxonomy and an empirical analysis of multiple objective ant colony optimization algorithms for the bi-criteria TSP, European Journal of Operational Research, vol.180 (1), pp. 116-148, 2007.

(Gardeux, 2011) Gardeux V., Conception d'heuristiques d'optimisation pour les problèmes de grande dimension : application à l'analyse de données de puces à ADN, Thèse de doctorat, Université Paris-Est, 2011.

(Garel, 2003) Garel G., Pour une histoire de la gestion de projet, Gérer et comprendre, pp. 77-89, 2003.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

- (Garey et al. 1979)** Garey M-R., et D-S. Johnson, Computers and Intractability: A Guide to The Theory of NP-Completeness, Freeman, San Francisco, 1979.
- (Gemünden et al., 2017)** Gemünden H-G., et M. Aubry. Isomorphism: A Challenge for the Project-Based Organization. Project Management Journal, vol. 48 (5), pp. 3-8, 2017.
- (Gendreau et al., 2005)** Gendreau M., J-Y. Potvin, Metaheuristics in Combinatorial Optimization, Annals of Operations Research, vol. 140 (1), pp. 189-213, 2005.
- (Giard, 1991)** Giard V., Pilotage de projets et d'entreprise, Economica, 1991.
- (Goncalves et al., 2009)** Goncalves G., T. Hsu, et J. Xu, Vehicule routing problem with time windows and fuzzy demands: an approach based on the possibility theory, International Journal of Advanced Operations Management, vol. 1 (4), pp. 312-330, 2009.
- (Goss et al., 1989)** Goss S., S. Aron, J-L. Deneubourg, et J-M. Pasteels, Self-organized shortcuts in the Argentine ant, Naturwissenschaften, vol. 76, pp. 579-581, 1989.
- (Gourc et al., 2001)** Gourc D., B. Vacher, et H. Pingaud, Manager les risques en projets : de la prise de conscience à la mise en confiance, Communication & Organisation, pp 60-76, 2001.
- (Grassé, 1959)** Grassé P-P., La reconstruction du nid et les coordinations interindividuelles chez *bellicositermes natalensis* et *cubitermes* sp. La théorie de la stigmergie : essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs, Insectes Sociaux, vol. 6 (1), pp. 41-81, 1959.
- (Gravel et al., 2002)** Gravel M., W-L. Price, et C. Gagné, Scheduling continuous casting of aluminum using a multiple objective ant colony optimization metaheuristic, European Journal of Operations Research, vol. 143 (1), pp. 218-229, 2002.
- (Gray et al., 2017)** Gray A., A. James, H. Nasser, K. Richardson, K. Rooke, Foundations for improved integration – Using Systems Engineering in Programme and Project Management, 27th Annual INCOSE International Symposium (IS 2017), Adelaide, Australie, 2017.
- (Guèdas, 2010)** Guèdas B., Proposition de compromis pour le calcul de solutions préférées à l'aide d'un algorithme évolutionnaire multiobjectif en optimisation multidisciplinaire, Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Nantes (ECN), 2010.
- (Guntsch et al., 2003)** Guntsch M., et M. Middendorf, Solving multi-criteria optimization problems with population-based ACO. In Goos G., J. Hartmanis, et J. van Leeuwen (Eds.), Proceedings of the second international conference on evolutionary multi-criterion optimization (EMO), vol. 2632, pp. 464-478, Berlin, 2003.

H

(Hao et al., 1999) Hao J-K, P. Galinier, M. Habib, Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes, *Revue d'Intelligence Artificielle*, vol.2 (13), pp 283-324, 1999.

(Helton et al., 2004) Helton J-C., et W-L. Oberkampf, Alternative representations of epistemic uncertainty. *Reliability Engineering and System safety*, vol. 85 (1), pp. 1-10, 2004.

(Hematabadi et al., 2018) Hematabadi A., et A-A. Foroud, Optimizing the multi-objective bidding strategy using min-max technique and modified water wave optimization method, *Neural Computing and Applications*, pp. 1-19, 2018.

(Hendriks et al., 2011) Hendriks M., M. Geilein, et T. Basten, Pareto Analysis with Uncertainty, *IEEE/IFIP 9th International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing*, Melbourne, Australie, 2011.

(Hitchins, 2009) Hitchins D., What Are the General Principles Applicable to Systems? *INCOSE Insight*, vol. 12 (4), pp. 59-63, 2009.

I

(INCOSE, 2007) *INCOSE Systems Engineering Handbook*, version 3.1, Août, 2007.

(INCOSE, 2012) *INCOSE Systems Engineering Handbook: A Guide for System Life Cycle Processes and Activities*, version 3.2.2, San Diego, CA, USA: International Council on Systems Engineering (INCOSE), INCOSE-TP-2003-002-03.2.2, 2012.

(Iredi et al., 2001) Iredi S., D. Merkle, et M. Middendorf, Bi-criterion optimization with multi colony ant algorithms, In Zitzler E., K. Deb, L. Thiele, C-C. Coello, et D. Corne (Eds.), *LNCS: vol. 1993, First international conference on evolutionary multi-criterion optimization*, pp. 359-372, Berlin, 2001.

J

(Jaafari, 2001) Jaafari A., Management of risks, uncertainties and opportunities on projects: time for a fundamental shift, *International Journal of Project Management*, vol. 19, pp. 89-101, 2001.

(Jaber et al., 2018) Jaber H., F. Marle, L-A. Vidal, L. Didiez, Criticality and propagation analysis of impacts between project deliverables, *Research in Engineering Design*, vol. 29 (1), pp. 87-106, 2018.

(Johnson et al., 1963) Johnson R-A., F-W. Kast, et J-E. Rosenzweig, *The Theory and Management of Systems*, USA: McGraw-Hill Book Company, New York, 1963.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(Jakob et al., 2014) Jakob W., et C. Blume, Pareto Optimization or Cascaded Weighted Sum: A Comparison of Concepts, Algorithms, pp. 166-185, 2014.

(Jozefowicz, 2013) Jozefowicz N., Optimisation combinatoire multi-objectif : des méthodes aux problèmes, de la Terre à (presque) la Lune, Habilitation à diriger des recherches, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2013.

\mathcal{K}

(Kamil, 2008) Kamil A., Application d'un algorithme hybride à colonies de fourmis au problème d'affectation quadratique, Thèse de doctorat, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue, 2008.

(Kamsu et al., 2008) Kamsu B., T. Coudert, C. Béler, et L. Geneste, Knowledge formalization in experience feedback processes: An ontology-based approach. Computers in Industry, vol. 59 (7), pp. 694-710, Septembre, 2008.

(Kanal et al., 1986) Kanal L., et J. Lemmer, Uncertainty in Artificial Intelligence, North Holland, Amsterdam, 1986.

(Kangas et al., 2004) Kangas A-S., et J. Kangas, Probability, possibility and evidence: approaches to consider risk and uncertainty in forestry decision analysis, Forest Policy and Economics, vol. 6, pp. 169-188, 2004.

(Kaya et al., 2010) Kaya I., et C. Karhaman, Development of fuzzy process accuracy index for decision making problems, Special Issue on Modelling Uncertainty, vol. 180 (6), pp. 861-872, Mars, 2010.

(Kennedy et al., 1995) Kennedy J., et R-C. Eberhart, Particle Swarm Optimisation, IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 1942-1948, Australie, 1995.

(Khodakarami et al., 2007) Khodakarami V., N. Fenton, et M. Neil, Project Scheduling: Improved approach to incorporate uncertainty using Bayesian Networks, Project Management Journal, vol. 38, pp. 39-49, 2007.

(Kirkpatrick et al., 1983) Kirkpatrick S., C-D. Gelatt, et M-P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, Science, New Series, vol. 220 (4598), pp. 671-680, Mai, 1983.

\mathcal{L}

(Lachhab et al. 2016) Lachhab M., T. Coudert, et C. Béler, Scenario selection optimization in System Engineering Projects under uncertainty: A multi-objective Ant Colony method based on a learning mechanism, The IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), Bali, Indonésie, Décembre, 2016.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(Lachhab et al., 2017) Lachhab M., C. Béler, E-L. Solano-Charris, et T. Coudert, Towards an Integration of System Engineering and Project Risk Management Processes for a Decision Aiding Purpose, The 20th World Congress of the International Federation of Automatic Control, Toulouse, France, 2017.

(Lachhab et al., 2018a) Lachhab M., C. Béler, et T. Coudert, A Risk-Based Approach Applied to Systems Engineering Projects: A New Learning Based Muticriteria Decision Support Tool Based on an Ant Colony Algorithm, Engineering Applications of Artificial Intelligence (EAAI), vol. 72, pp. 310-326, 2018.

(Lachhab et al., 2018b) Lachhab M., T. Coudert, et C. Béler, Approche probabiliste et multiobjectif pour la sélection de scénarios dans un graphe de projet, 12^{ème} Conférence Internationale de Modélisation, Optimisation et SIMulation (MOSIM), Toulouse, France, 2018.

(Lawler et al., 1985) Lawler E-L., J-K. Lenstra, A-H-G. Rinnooy-Kan et D-B. Shmoys, The Traveling Salesman Problem, John Wiley & Sons, New York, 1985.

(Loch et al., 2000) Loch C.H., M-T. Pich, et A. De Meyer, Project uncertainty and management styles, INSEAD working paper 00/31/TM/CIMSO 10, 2000.

(Lopez-Ibanez et al., 2004) Lopez-Ibanez M., L. Paquete, et T. Stützle, On the design of ACO for the biobjective quadratic assignment problem. In Dorigo M., M. Birattari, C. Blum, L-M. Gambardella, F. Mondada, et T. Stützle (Eds.), LNCS: Vol. 3172, ANTS'2004, Fourth international workshop on ant algorithms and swarm intelligence, pp. 214-225, Berlin, 2004.

M

(Maier et al., 2000) Maier M-W., et E. Rechtin, The Art of Systems Architecting, 2nd Edition, CRC Press, Boca Raton, Floride, 2000.

(Mancel, 2004) Mancel C., Modélisation et résolution de problèmes d'optimisation combinatoire issus d'applications spatiales, Thèse de doctorat, INSA de Toulouse, 2004.

(Marler et al., 2004) Marler R-T., et J-S. Arora, Survey of multi-objective optimization methods for engineering, Structural and Multidisciplinary Optimization, vol. 26 (6), pp. 369-395, 2004.

(Masson, 2005) Masson M-H., Apports de la théorie des possibilités et des fonctions de croyances à l'analyse de données imprécises, Habilitation à diriger des recherches, Université de Technologie de Compiègne, 2005.

(Mauborgne, 2016) Mauborgne P., Vers une ingénierie de systèmes sûrs de fonctionnement basée sur les modèles en conception innovante, Thèse de doctorat, Université de Lorraine, 2016.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(McMullen, 2001) McMullen P-R., An ant colony optimization approach to addressing a JIT sequencing problem with multiple objectives, *Artificial Intelligence in Engineering*, vol. 15 (3), pp. 309-317, 2001.

(Meredith et al., 2012) Meredith J-R, S-J-J Mantel, *Project Management: A Managerial Approach*, Eight edition, Hoboken, NJ: Wiley, 2012.

(Merkle et al., 2002) Merkle D., M. Middendorf, H. Schmeck, Ant colony optimization for resource-constrained project scheduling, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6 (4), pp. 333-346, 2002.

(Miles, 1973) Miles R-F., *System Concepts*, USA: Wiley and Sons, Inc, New York, 1973.

(Miller et al., 2001) Miller R., et D. Lessard, Understanding and managing risks in large engineering projects, *International Journal of Project Management*, vol. 19, pp. 437-443, 2001.

(Mlakar et al., 2014) Mlakar M., T. Tušar, et B. Filipič, Comparing Solutions under Uncertainty in Multiobjective Optimization, *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.

(Moder et al., 1983) Moder J-J., C-R. Phillips, E-W. Davis, *Project management with CPM, PERT and precedence diagramming*, 3rd edition, Van Nostrand Reinhold, New York, 1983.

(Monmarché, 2000) Monmarché N., *Algorithmes de fourmis artificielles : applications à la classification et à l'optimisation*, Thèse de doctorat, Université François Rabelais - Tours, 2000.

(Moore, 1966) Moore R-E., *Interval Analysis*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1966.

(Muller, 2016) Muller J-L-G., *Les fondamentaux du management de projet - 100 Questions pour comprendre et agir*, 2016.

(Munns et al., 1996) Munns A-K., et B-F. Bjeirmi, The role of project management in achieving project success, *International Journal of Project Management*, vol. 14 (2), pp. 81-87, 1996.

N

(Navarre, 1993) Navarre C., *Gestion de projets: bilan et perspectives*, University of Ottawa, 1993.

O

(Osman et al., 1996) Osman I-H., et G. Laporte, Metaheuristics in Combinatorial Optimization, *Annals of Operational Research*, vol. 63, pp. 513-628, 1996.

P

(Paquete et al., 2007) Paquete L., et T. Stützle, Stochastics local search algorithms for multiobjective combinatorial optimization, In Handbook of Approximation Algorithms and Metaheuristics, 2007.

(Papadimitriou, 1994) Papadimitriou C., Computational Complexity, Addison Wesley, 1994.

(Pareto, 1896) Pareto V., Cours d'économie politique, Rouge, Lausanne, 1896.

(Patanakul et al., 2010) Patanakul P., B. Iewwongcharoen, et D. Milosevic, An empirical study on the use of project management tools and techniques across project life-cycle and their impact on project success. The Journal of General Management, vol. 35 (3), 2010.

(Pearl, 1995) Pearl J., Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference, Synthese-Dordrecht Journal, vol. 104 (1), 1995.

(Pinto et al., 1987) Pinto J-K., et D-P. Slevin, Critical Factors in Successful Project Implementation, IEEE Transactions on Engineering Management, vol. 34 (1), pp. 22-27, 1987.

(Pinto et al., 1988) Pinto J-K., et D-P Slevin, Critical success factors across the project life cycle, Project Management Journal, vol. 19 (3), pp. 67-75, 1988.

(Pitiot, 2009) Pitiot P., Amélioration des techniques d'optimisation combinatoire par retour d'expérience dans le cadre de la sélection de scénarios de Produit/Projet, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2009.

(Pitiot et al., 2010) Pitiot P., T. Coudert, L. Geneste, et C. Baron, Hybridization of Bayesian networks and Evolutionary Algorithms for multi-objective optimization in an integrated product design and project management context, Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 33 (5), pp. 830-843, 2010.

(PMBOK, 2013) PMBOK Guide., A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK® Guide), fifth edition Newtown Square, PA, USA: Project Management Institute (PMI), 2013.

(Puchinger et al., 2005) Puchinger J., et G-R. Raidl, Combining metaheuristics and exact algorithms in combinatorial optimization: A survey and classification, In proceedings of the first international work-conference on the interplay between natural and artificial computation, pp. 41–53, Las Palmas, Espagne, 2005.

(Purdy, 2010) Purdy G., ISO 31000:2009-Setting a New Standard for Risk Management, Risk Analysis, vol. 30 (6), 2010.

R

(Ramageri et al., 2010) Ramageri M., et M. Bharati, Data mining techniques and applications, Indian Journal of Computer Sciences and Engineering, vol. 1 (4), pp. 301-305, 2010.

(Roger, 2011) Roger A., Les fondamentaux de la gestion de projet, AFNOR Editions, 2011.

(Rohmer, 2007) Rohmer J., La théorie des possibilités comme outil de représentation des incertitudes épistémiques d'une chaîne de traitement du risque sismique, 7^{ème} Colloque national (AFPS), Chatenay Malabry, France, 2007.

(Romero et al., 1999) Romero C-E-M., et E-M. Manzanares, MOAQ an Ant-Q algorithm for multiple objective optimization problems, In Banzhaf W., J. Daida, A-E. Eiben, M-H. Garzon, V. Honavar, M. Jakiela, et R-E. Smith (Eds.), Genetic and evolutionary computing conference (GECCO), vol. 1, pp. 894-901, San Mateo, 1999.

(Rousse, 2004) Rousse D., ISO 9000 version 2000 : management des processus, DESS MIAGe, Toulouse, Janvier 2004.

S

(SEBOK, 2014) SEBOK Guide., A Guide to the System Engineering Body of Knowledge, version 1.3, The Trustees of the Stevens Institute of Technology, 2014.

(Schoper et al., 2016) Schoper Y., H-G. Gemünden, et N-N. Nguyen, Fifteen future trends for project management in 2025, In: Knöpfel H., et J. Martinez-Almela (Eds.), Future trends in project, programme and portfolio management 2016, Proceedings of the International IPMA Expert Seminar, pp. 23-43, Zurich, 2016.

(Shafer, 1976) Shafer G., A Mathematical Theory of Evidence, Princeton University Press, 1976.

(Sheard et al., 2009) Sheard S-A., et A. Mostashari, Principles of complex systems for systems engineering, Systems Engineering, vol. 12 (4), 2009.

(Shishvan et al., 2015) Shishvan M-S., J. Sattarvand, Long term production planning of open pit mines by ant colony optimization, European Journal of Operational Research, vol. 240, pp 825-836, 2015.

(Siarry et al., 2003) Siarry P., J. Dréo, A. Pérowski, et E. Taillard, Métaheuristiques pour l'optimisation difficile, édition EYROLLES, 2003.

(Siarry, 2014) Siarry P., Métaheuristiques, Eyrolles, coll. « Algorithmes », 2014.

(Slevin et al., 1986) Slevin D-P., et J-K. Pinto, The Project Implementation Profile: New Tool for Project Managers, Project Management Journal, vol. XVII (4), pp. 57-70, 1986.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(Smarandache et al., 2009) Smarandache F., et J. Dezert, Advances and applications of DS_mT for information fusion (Collected works), vol. 1-3, American Research Press, 2004-2009.

(Smets et al., 1994) Smets P., et R. Kennes, The transferable belief model, Artificial Intelligence, vol. 66 (2), pp. 191-234, 1994.

(Sobel et al., 2004) Sobel W., A. Aleskovski, P. Hand, Z. Liu, M. Bishopp, A. Honikman, L. Anderson, et R. Close, Method and apparatus for network-based portfolio management and risk-analysis, Patente US 7596523 B2, Octobre, 2004.

(Socha et al., 2003) Socha K., M. Sampels, et M. Manfrin, Ant algorithms for the university course timetabling problem with regard to the state-of-the-art, In: Raidl et al., editor, Proceeding of Evo COP2003 – 3rd European Workshop on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization, vol. 2611, pp. 334-345, Berlin, Allemagne, 2003.

(Socha, 2004) Socha K., ACO for continuous and mixed-variable optimization, In: Dorigo M., M. Birattari, C. Blum, L-M. Gambardella, F. Mondada, et T. Stützle (Eds.), Proc. ANTS 2004, Fourth Internat. Workshop on Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence, Lecture Notes in Computer Science, vol. 3172, pp. 25–36, Berlin, Allemagne, 2004.

(Solnon, 2002) Solnon C., Ants can solve constraint satisfaction problems, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6 (4), pp. 347-357, 2002.

(Solnon, 2010) Solnon C., Résolution de problèmes combinatoires et optimisation par colonies de fourmis, Université Lyon 1, vol.1, 2010.

(Stützle et al., 2000) Stützle T., et H-H. Hoos, MAX-MIN Ant System, Future Generation Computer Systems, vol. 16 (8), pp. 889-914, 2000.

(Stützle et al., 2011) Stützle T., M. Lopez-Ibanez, P. Pellegrini, M. Maur, M-A. Montes de Oca, M. Birattari, M. Dorigo, Parameter Adaptation in Ant Colony Optimization, In Hamadi et al. (eds) Autonomous Search, Berlin, Germany, 2011.

(Sylla et al., 2017) Sylla A., E. Vareilles, T. Coudert, K. Kirytopoulos, M. Aldanondo, et L. Geneste, Readiness, feasibility and confidence: how to help bidders to better develop and assess their offers, International Journal of Production Research, vol. 55 (23), pp. 7204–7222, 2017.

(Sylla et al., 2018) Sylla A., D. Guillon, E. Vareilles, M. Aldanondo, T. Coudert, et L. Geneste, Configuration knowledge modeling: How to extend configuration from assemble/make to order towards engineer to order for the bidding process, Computers in Industry, vol. 99, pp. 29–41, 2018.

T

(Tacnet et al., 2010) Tacnet J-M., D. Richard, J. Dezert, et M. Batton-Hubert, Aide à la décision et fusion d'information pour l'expertise des risques naturels, JFMS'10, Mars, 2010.

(Talbi, 1999) Talbi E-G., Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire multi-objectif : Etat de l'art, C.N.E.T (France Telecom), octobre, 1999.

(Teich, 2001) Teich J., Pareto-Front Exploration with Uncertain Objectives, Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO), Lecture Notes in Computer Science, vol. 1993, pp. 314-328, Berlin, Allemagne, 2001.

(T'kindt et al., 2002) T'kindt V., N. Monmarché, F. Tercinet, et D. Laügt, An ant colony optimization algorithm to solve a 2-machine bicriteria flowshop scheduling problem, European Journal of Operational Research, vol. 142 (2), pp. 250–257, 2002.

(Toulouse et al., 2002) Toulouse S., J. Monnot, et V. Paschos, Approximation polynomiale des problèmes NP-difficiles - Optima locaux et rapport différentiel, Date de parution 01/2003, Editeur : Hermes Science ISBN : 2-7462-0597-1, 2002.

(Turner, 2007) Turner J-R., Gower Handbook of Project Management, Fourth Edition, GOWER e-BOOK, 2007.

V

(Vareilles et al., 2012) Vareilles E., T. Coudert, M. Aldanondo, L. Geneste, et J. Abeille, Coupling system design and project planning: discussion on a bijective link between system and project structures, The 14th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing, vol. 45 (6), pp. 1089–1094. Bucharest, Roumanie, 2012.

(Vareilles et al., 2015) Vareilles E., T. Coudert, M. Aldanondo, L. Geneste, and J. Abeille, System design and project planning: Model and rules to manage their interactions, Integrated Computer-Aided Engineering, vol. 22 (4), pp. 327-342, 2015.

(Vidal et al., 2008) Vidal A., et F. Marle, Understanding project complexity: implications on project management, Kybernetes, vol. 37 (8), pp. 1094-1110, 2008.

(Villarreal, 2005) Villarreal C-L., Contribution au pilotage des projets partagés par des PME en groupement basée sur la gestion des risques, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2005.

(Villeneuve, 2012) Villeneuve E., Hybridation des retours d'expérience statistique et cognitif pour l'évaluation des risques. Application à la déconstruction des avions, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2012.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(Villeneuve et al., 2016) Villeneuve E., C. Béler, F. Peres, L. Geneste, et E. Reubrez, Decision-Support Methodology to Assess Risk in End-of-Life Management of Complex Systems, IEEE Systems Journal, no. 99, pp. 1-10, 2016.

(Von Bertalanffy, 1968) Von Bertalanffy L., General System Theory: Foundations, Development, Applications, rev. ed. New York, NY, USA: Braziller, 1968.

(Vosgien, 2015) Vosgien T., Model-based system engineering enabling design-analysis data integration in digital design environments: application to collaborative aeronautics simulation-based design process and turbojet integration studies, Thèse de doctorat, Ecole Centrale Paris, 2015.

W

(Ward et al. 2003) Ward S., C. Chapman, Transforming project risk management into project uncertainty management, International Journal of Project Management, vol. 21, pp. 97-105, 2003.

(Watrigan, 2014) Watrigan R., Approximation et complexité paramétrée de problèmes d'optimisation dans les graphes : partitions et sous-graphes, Thèse de doctorat, Université Montpellier II, 2014.

(Widmer, 2001) Widmer M., Les Métaheuristiques : Des Outils Performants Pour Les Problèmes Industriels, 3^{ème} Conférence Francophone de MODélisation et SIMulation (MOSIM 2001), Troyes, France, 2001.

X

(Xin et al., 2018) Xin B., L. Chen, J. Chen, H. Ishibuchi, K. Hirota, et B. Liu, Interactive Multiobjective Optimization: A Review of the State-of-the-Art, IEEE Access, vol. 6, pp. 41256 – 41279, 2018.

Y

(Yager, 2004) Yager R., Generalized OWA aggregation operators, Fuzzy Optimization and Decision Making, vol. 3 (1), pp. 93-107, 2004.

Z

(Zadeh, 1978) Zadeh L-A., Fuzzy Sets as a basis for a theory of possibility, Fuzzy Sets and Systems, vol. 1, pp. 3-28, 1978.

(Zimmermann, 2000) Zimmermann H-J., An application-oriented view of modeling uncertainty, European Journal of Operational Research, vol. 122, pp. 190-198, 2000.

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

(Zitzler et al., 2003) Zitzler E., L. Thiele, M. Laumanns, C-M. Fonseca, et V-G. da Fonseca, Performance assessment of multiobjective optimizers: an analysis and review, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 7 (2), pp. 618-630, 2003.

(Zou et al., 2006) Zou T., et S. Mahadevan, Versatile formulation for multiobjective reliability-based design optimization, ASME Journal of Mechanical Design, vol. 128 (6), pp. 1217-1226, 2006.

Sitographie

(site INCOSE) <https://www.incose.org/AboutSE/history-of-systems-engineering>

(site SEBOK) www.sebokwiki.org

Standards

(ANSI, 1999) ANSI, Systems Engineering Committee. Standard: ANSI/EIA-632 - Processes for Engineering a System, 1999.

(EIA, 2003) ANSI/EIA, Processes for Engineering a System, Philadelphia, PA, USA: American National Standards Institute (ANSI)/Electronic Industries Association (EIA), ANSI/EIA 632-1998, 2003.

(IEEE, 2005) IEEE, I. S. A.-S. S. E. S. C, IEEE 1220: Standard for Application and Management of the Systems Engineering Process, 2005.

(ISO, 2000) ISO 9000:2000, Systèmes de management de la qualité - Principes essentiels et vocabulaire, 2000.

(ISO, 2003) ISO 10006, Quality management systems – Guidelines for Quality Management in Projects. Geneva: International Organization for Standardization, ICS 03.120.10, 2003.

(ISO, 2008) ISO/IEC 15288: Systems and software engineering -- System life cycle processes, International Standard Organization, Genève, Suisse, 2008.

(ISO, 2015) NF EN ISO 9000, Systèmes de management de la qualité - Principes essentiels et vocabulaire, 2015.

(ISO GUIDE 73, 2009) ISO GUIDE 73, Risk management–Vocabulary, 2009.

(ISO/IEC, 2002) ISO/IEC 15288:2002, Systems engineering - System life cycle processes, Novembre, 2002.

(ISO/IEC/IEEE, 2017) ISO/IEC/IEEE, Best Practices for Using Systems Engineering Standards (ISO/IEC/IEEE 15288, IEEE 15288.1, and IEEE 15288.2) on Contracts for

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

Department of Defense Acquisition Programs, Prepared by: Office of the Deputy Assistant Secretary of Defense for Systems Engineering, Avril, 2017.

(MIL-STD-499A, 1974) MIL-STD-499A (USAF), Military Standard: System Engineering Management, Mai, 1974.

ANNEXES

ANNEXES 1

1) Les distributions de probabilités des coûts et des durées des tâches du graphe G sont représentées sous forme de tableaux :

C_{T_1}	$P_{C_{T_1}}$	D_{T_1}	$P_{D_{T_1}}$	C_{T_5}	$P_{C_{T_5}}$	D_{T_5}	$P_{D_{T_5}}$
8	0,1	25	0,4	10	0,1	70	0,4
8,5	0,2	27	0,3	13	0,2	75	0,1
9	0,5	30	0,2	17	0,5	77	0,2
10	0,2	35	0,1	19	0,1	80	0,3
				20	0,1		

C_{T_2}	$P_{C_{T_2}}$	D_{T_2}	$P_{D_{T_2}}$	C_{T_6}	$P_{C_{T_6}}$	D_{T_6}	$P_{D_{T_6}}$
7	0,1	20	0,2	17	0,1	24	0,1
10	0,2	25	0,1	23	0,6	36	0,5
11	0,4	27	0,5	29	0,2	40	0,4
13	0,2	30	0,2	30	0,1		
15	0,1						

C_{T_3}	$P_{C_{T_3}}$	D_{T_3}	$P_{D_{T_3}}$	C_{T_7}	$P_{C_{T_7}}$	D_{T_7}	$P_{D_{T_7}}$
11	0,1	36	0,3	13	0,2	42	0,5
12	0,2	44	0,1	14	0,4	45	0,2
13	0,3	50	0,6	15	0,1	46	0,1
14	0,4			16	0,3	47	0,2

C_{T_4}	$P_{C_{T_4}}$	D_{T_4}	$P_{D_{T_4}}$	C_{T_8}	$P_{C_{T_8}}$	D_{T_8}	$P_{D_{T_8}}$
15	0,2	20	0,4	13	0,1	28	0,4
17	0,3	30	0,2	15	0,2	31	0,2
18	0,1	40	0,3	17	0,7	32	0,4
20	0,4	50	0,1				

C_{T_9}	$P_{C_{T_9}}$	D_{T_9}	$P_{D_{T_9}}$
13	0,1	37	0,2
16	0,3	41	0,5
18	0,6	42	0,3

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

2) Les distributions de probabilités des coûts et des durées des sous projets SP_{34} et SP_{56} sont représentées sous forme de tableaux :

$C_{SP_{34}}$	$P_{C_{SP_{34}}}$
26	0,02
27	0,04
28	0,09
29	0,15
30	0,11
31	0,19
32	0,12
33	0,12
34	0,16

$D_{SP_{34}}$	$P_{D_{SP_{34}}}$
36	0,18
40	0,09
44	0,09
50	0,64

$C_{SP_{56}}$	$P_{C_{SP_{56}}}$
27	0,01
30	0,02
33	0,06
34	0,05
36	0,13
37	0,01
39	0,02
40	0,31
42	0,1
43	0,08
46	0,1
47	0,05
48	0,02
49	0,03
50	0,01

$D_{SP_{56}}$	$P_{D_{SP_{56}}}$
70	0,4
75	0,1
77	0,2
80	0,3

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

3) Les distributions de probabilités des coûts et des durées du scénario $S_1 = \{T_1, SP_{34}, T_7\}$:

C_{S_1}	$P_{C_{S_1}}$
47	0,0004
47,5	0,0008
48	0,0036
48,5	0,0032
49	0,0208
49,5	0,0684
50	0,0288
50,5	0,0152
51	0,0555
51,5	0,0206
52	0,0791
52,5	0,0248
53	0,0982
53,5	0,0312
54	0,1152

C_{S_1}	$P_{C_{S_1}}$
54,5	0,0248
55	0,1081
55,5	0,0298
56	0,1105
56,5	0,0224
57	0,088
57,5	0,0128
58	0,0532
58,5	0,0096
59	0,0344
60	0,0096

D_{S_1}	$P_{D_{S_1}}$
103	0,036
105	0,027
106	0,0144
107	0,0252
108	0,0432
109	0,0189
110	0,018
111	0,0288
112	0,0252
113	0,0324
114	0,0126
115	0,0072
116	0,027
117	0,1406
118	0,009

D_{S_1}	$P_{D_{S_1}}$
119	0,0996
120	0,0548
121	0,0346
122	0,1554
123	0,0192
124	0,0402
125	0,0265
126	0,0146
127	0,0576
130	0,0128
131	0,0064
132	0,0128

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

4) Les distributions de probabilités des coûts et des durées du scénario $S_2 = \{T_2, SP_{56}, T_8\}$:

C_{S_2}	$P_{C_{S_2}}$
47	0,0001
49	0,0002
50	0,0004
51	0,0011
52	0,0008
53	0,002
54	0,0041
55	0,0053
56	0,0055
57	0,0121
58	0,0171
59	0,0117
60	0,0342
61	0,0335
62	0,0389

C_{S_2}	$P_{C_{S_2}}$
63	0,038
64	0,0892
65	0,0255
66	0,0717
67	0,0649
68	0,1268
69	0,0292
70	0,1063
71	0,0383
72	0,0527
73	0,0361
74	0,0513
75	0,0283
76	0,0278
77	0,0193

C_{S_2}	$P_{C_{S_2}}$
78	0,0135
79	0,0083
80	0,003
81	0,0021
82	0,0007

D_{S_2}	$P_{D_{S_2}}$
120	0,032
121	0,016
122	0,032
123	0,024
125	0,096
126	0,012
127	0,024
128	0,108
129	0,096
130	0,028
131	0,03
132	0,1
133	0,034
134	0,028
135	0,096

D_{S_2}	$P_{D_{S_2}}$
136	0,05
137	0,02
138	0,062
139	0,076
141	0,012
142	0,024

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

5) Les distributions de probabilités des coûts et des durées du scénario $S_3 = \{T_2, SP_{56}, T_9\}$:

C_{S_3}	$P_{C_{S_3}}$
47	0,0001
50	0,0007
51	0,0004
52	0,0006
53	0,0024
54	0,0025
55	0,0025
56	0,0089
57	0,0074
58	0,0097
59	0,0205
60	0,0206
61	0,025
62	0,0375
63	0,0497

C_{S_3}	$P_{C_{S_3}}$
64	0,0407
65	0,073
66	0,0428
67	0,072
68	0,0608
69	0,1245
70	0,0328
71	0,0959
72	0,0385
73	0,0525
74	0,0348
75	0,0479
76	0,0268
77	0,0261
78	0,0178

C_{S_3}	$P_{C_{S_3}}$
79	0,012
80	0,0075
81	0,0027
82	0,0018
83	0,0006

D_{S_3}	$P_{D_{S_3}}$
127	0,016
131	0,04
132	0,036
134	0,048
136	0,03
137	0,048
138	0,12
139	0,086
141	0,095
142	0,055
143	0,035
144	0,059
145	0,05
146	0,055
147	0,027

D_{S_3}	$P_{D_{S_3}}$
148	0,095
149	0,057
151	0,03
152	0,018

Proposition d'un outil d'aide à la décision multicritère sous incertitudes

RESUME

Dans cette thèse nous proposons un outil d'aide à la décision multicritère qui permet aux décideurs de sélectionner un scénario optimal dans un graphe de projet qui contient toutes les alternatives de choix de conception et de réalisation d'un nouveau système, tout en tenant compte des risques inhérents aux choix réalisés. Le modèle du graphe est construit en considérant toutes les décisions collaboratives des différents acteurs impliqués dans le projet. Cet outil d'aide à la décision est basé principalement sur les techniques de l'optimisation combinatoire. En effet, nous avons choisi de travailler avec la métaheuristique ACO (algorithme d'optimisation par colonies de fourmis) vu sa capacité à fournir des solutions optimales dans un temps raisonnable. Les objectifs à minimiser sont le coût global du projet, sa durée totale de réalisation et l'incertitude sur ces critères (coût, durée). La modélisation des incertitudes a été abordée suivant deux approches différentes. La première approche consiste à modéliser l'incertitude en utilisant des intervalles simples et en la considérant comme un objectif à part entière à optimiser avec le coût et la durée. Quant à la deuxième approche, elle permet de modéliser l'incertitude sur les objectifs du projet (coût, durée) sous formes de distributions de probabilités. L'outil d'optimisation proposé dans la thèse fait partie d'un processus intégré et plus global qui se base sur les standards industriels (processus d'ingénierie système et de management de projet) qui sont largement connus et utilisés dans les entreprises. Ainsi, le travail développé dans cette thèse constitue un vrai guide pour les industriels dans leurs processus de conception et de réalisation des systèmes complexes innovants dans le domaine d'ingénierie système.

Mots-clés : management de projet, ingénierie système, aide à la décision multicritère, incertitude, apprentissage, optimisation par colonies de fourmis.

ABSTRACT

In this thesis, we propose a multi-criteria decision making tool that allows decision-makers to select an optimal scenario in a project graph that includes all the alternative choices of a new system's conception and realization, while taking into account the risks inherent to these choices. The model of the graph is constructed by considering all the collaborative decisions of the different actors involved in the project. This decision making tool is based mainly on the techniques of combinatorial optimization. Indeed, we have decided to work with the metaheuristic ACO (Ant Colony Optimization algorithm) for its ability to provide optimal solutions in a reasonable amount of time. The objectives to be minimized are the total cost of the project, its global duration and the uncertainties about these criteria (cost, duration). The uncertainties modeling is performed according to two different approaches. The first approach consists in using single intervals to model the uncertainty and it is considered as a third objective to optimize besides cost and duration. As for the second approach, the uncertainty about project objectives (cost, duration) is performed by using probabilities distributions. The optimization tool proposed in this thesis is a part of an integrated and more global process, based on industrial standards (the systems engineering process and the project management one) that are widely known and used in companies. Thus, the work developed in this thesis is a real guide for companies in their process of design and realization of innovative complex systems in the systems engineering field.

Keywords: project management, systems engineering, multi-criteria decision making, uncertainty, learning, ant colony optimization.