



Contrôle endogène des Systèmes Multi-Agents pour la résolution de problèmes complexes

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 5 octobre 2010

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université Claude Bernard Lyon I

(spécialité Informatique)

par

Olivier Lefevre

Composition du jury

<i>Rapporteurs :</i>	Vincent Chevrier	Maître de conférences, <i>Université Henri Poincaré Nancy 1 - ESSTIN</i>
	André Thomas	Professeur des Universités, <i>Université Henri Poincaré Nancy 1</i>
<i>Examineurs :</i>	Paul Valckenaers	Chercheur Senior, <i>Université Catholique de Louvain</i>
	Amal El Fallah Seghrouchni	Professeur des Universités, <i>Université Pierre et Marie Curie Paris 6</i>
<i>Invités :</i>	Nicolas Wiest	Ingénieur R&D, <i>OSLO Software</i>
<i>Directeur :</i>	Salima Hassas	Professeur des Universités, <i>Université Claude Bernard Lyon 1</i>
<i>Co-encadrant :</i>	Frédéric Armetta	Maître de conférences, <i>Université Claude Bernard Lyon 1</i>

Mis en page avec la classe thloria.

Remerciements

Ce travail n'aurait pas été possible sans le concours de nombreuses personnes.

Merci aux membres de mon jury : Amal El Fallah Seghrouchni, Vincent Chevrier, André Thomas, et Paul Valckenaers d'avoir accepté d'évaluer mon travail.

Merci à Salima de m'avoir guidé, supporté (à plus d'un titre), et d'avoir cru en moi.

Merci à Frédéric d'avoir su partager ta propre expérience de thésard et d'avoir tant contribué à la clarification de mes idées.

Merci à Nicolas pour notre collaboration au combien fructueuse et enrichissante.

Merci à Emmanuel et à tout Oslo pour l'accueil convivial que vous m'avez toujours réservé.

Merci à Amélie pour tes précieux conseils et ton aide sans faille.

Merci à Marie d'avoir donné un sens à ma vie et à ce travail, de m'avoir toujours supporté et d'avoir toujours cru en moi.

Merci enfin à mes parents sans qui, logiquement, rien n'aurait été possible et qui m'ont toujours encouragé.

À mes parents.

Table des matières

Introduction	1
I Positionnement et état de l'art	3
I.A Contexte et problématique scientifiques	4
I.A.1 Caractéristiques des problèmes complexes abordés	4
I.A.1.1 Exemple de problème complexe : le problème d'ordonnancement	4
I.A.1.2 Synthèse des caractéristiques du problème	5
I.A.1.2.a Combinatoire	5
I.A.1.2.b Dynamique	6
I.A.1.2.c Systémique	6
I.A.1.2.d Distribution	6
I.A.1.2.e Décentralisation	6
I.A.1.3 Méthodes de résolution de problèmes complexes	6
I.A.1.3.a Approches complètes	6
I.A.1.3.b Approches incomplètes	7
I.A.2 Contrôle de l'activité d'un système	8
I.A.2.1 Contrôle statique	8
I.A.2.2 Contrôle dynamique	9
I.A.2.3 Contrôle adaptatif	11
I.A.3 Contrôle endogène de l'activité d'un Système Multi-Agents	12
I.A.3.1 Les Systèmes Multi-Agents	12
I.A.3.1.a Vision holistique	12
I.A.3.1.b La stigmergie	13
I.A.3.1.c Auto-organisation et émergence : deux notions distinctes	14
I.A.3.2 Contrôle endogène	15
I.B Contexte et problématique applicatifs	17
I.B.1 Partage de ressources critiques	17
I.B.1.1 Exemples de problèmes de partage de ressources critiques	17
I.B.1.2 Complexité du problème de partage de ressources critiques	17

I.B.1.3	Approches de résolution du problème de partage de ressources critiques	18
I.B.2	Contexte industriel	18
I.B.2.1	Approche initiale	18
I.B.2.1.a	Principes de l'approche initiale	18
I.B.2.1.b	Limites de l'approche initiale	19
I.B.2.2	Apports du contexte industriel	19
I.C	Synthèse du contexte scientifique et applicatif	20
II	Propositions	21
II.A	Approche initiale : CESNA	23
II.A.1	Motivations	23
II.A.1.1	Description du réseau de coordination	23
II.A.1.1.a	Arbre de coordination individuel	24
II.A.1.1.b	Réseau de coordination collectif	25
II.A.1.2	Description du processus de coordination	27
II.A.1.2.a	Processus de coordination individuel	27
II.A.1.2.b	Processus de coordination collectif	29
II.A.2	Limites	30
II.A.2.1	Représentation exhaustive	30
II.A.2.2	Discrétisation de l'espace de recherche	31
II.B	Évolutions	32
II.B.1	Vue synthétique des évolutions	32
II.B.1.1	CESNA	33
II.B.1.2	Modèle Dynamique	33
II.B.1.3	Modèle Continu	33
II.B.1.4	MANA	34
II.B.2	Description détaillée des évolutions proposées	34
II.B.2.1	D'une représentation exhaustive à une représentation partielle	34
II.B.2.1.a	Concepts mis en œuvre	34
II.B.2.1.b	Répercussions	34
II.B.2.1.c	Impacts sur les performances	37
II.B.2.2	D'une représentation discrète à une représentation continue	38
II.B.2.2.a	Concepts mis en œuvre	39
II.B.2.2.b	Évolution algorithmique	39
II.B.2.2.c	Répercussions	40
II.B.2.2.d	Impacts sur les performances	41

II.B.2.3	Catalyse de la construction de solutions : contrôle endogène de l'activité	41
II.B.2.3.a	Concepts mis en œuvre	42
II.B.2.3.b	Répercussions	44
II.B.2.3.c	Impacts sur les performances	47
II.C	Perspectives	48
II.C.1	Mécanisme d'ajustement local	49
II.C.2	Parallélisation du processus de résolution	49
II.C.3	Intégration des perturbations	50
II.C.4	Optimisation multi-critères	50
II.D	Synthèse des contributions	50
III	Expérimentations	53
III.A	Mesures comparatives entre les modèles	54
III.A.1	Performances de l'approche au cours de l'évolution des modèles	54
III.A.2	Taille de l'espace de recherche en fonction des modèles	58
III.A.3	Coût d'expression du problème par un réseau	58
III.A.4	Impact de la précision de la représentation continue	61
III.A.5	Appréciation de la vitesse de convergence	63
III.B	Cas industriel	65
III.B.1	Performances de résolution du cas industriel	65
III.B.2	Intégration dynamique des perturbations	68
III.C	Synthèse des expérimentations	71
Conclusion		73
Bibliographie		77

Table des figures

I.1	Décomposition du parcours de l'espace de recherche.	7
II.1	Problème jouet.	24
II.2	Exemples de solutions au problème jouet.	24
II.3	Arbre de coordination d'un agent.	25
II.4	Liens d'influences entre les arbres de coordination des agents.	26
II.5	Réseau de coordination correspondant au problème jouet.	26
II.6	Processus de coordination au sein d'un arbre de coordination.	28
II.7	Perception et influence entre agents.	29
II.8	Exemple d'allocations partiellement compatibles.	30
II.9	Exemples de positions accessibles et inaccessibles dans un espace de recherche discrétisé.	31
II.10	Positions accessibles de l'espace de recherche selon la précision de la discrétisation.	32
II.11	Progression de l'approche selon les concepts mis en œuvre dans les différents modèles développés.	33
II.12	Contenu d'une entité : les nœuds assurant les influences inter-agents.	35
II.13	Évolution des arbres de coordination entre le modèle CESNA et le modèle Dynamique.	36
II.14	Interactions entre processus de gestion et processus de coordination.	36
II.15	Impact du modèle Dynamique sur l'occupation mémoire.	37
II.16	Impact du modèle Dynamique sur le nombre de périodes d'activité.	38
II.17	Évolution des arbres de coordination entre le modèle Dynamique et le modèle Continu.	39
II.18	Évolution algorithmique introduisant un routeur d'échanges inter-agents.	40
II.19	Conflits entre des propositions de deux consommateurs sur une même ressource.	41
II.20	Impact du modèle Continu sur le temps d'exécution.	42
II.21	Impact du modèle Continu sur le nombre de périodes d'activité.	42
II.22	Impact du modèle Continu sur l'occupation mémoire.	43
II.23	Motifs d'allocation.	43
II.24	Exemple de création d'une proposition d'allocation par un agent.	45
II.25	Extension d'un motif par la proposition créée par l'agent.	46
II.26	Motifs induits par la création d'une proposition.	47
II.27	Impact de MANA sur l'occupation mémoire.	48
II.28	Impact de MANA sur le temps d'exécution (échelle logarithmique).	48
III.1	Évolution du taux de réussite de résolution.	55
III.2	Évolution du nombre de périodes d'activité.	56

III.3 Évolution du temps d'exécution (échelle logarithmique).	56
III.4 Évolution du temps d'exécution.	57
III.5 Évolution de l'occupation mémoire.	58
III.6 Comparaison des arbres de coordination entre les différents modèles.	59
III.7 Taille du réseau de coordination du modèle CESNA.	60
III.8 Taille du réseau de coordination du modèle Dynamique.	61
III.9 Taille du réseau de coordination des modèles Continu et MANA.	62
III.10 Évolution de la taille du réseau de coordination du modèle MANA au cours de la résolution.	62
III.11 Impact de l'arrondi sur le positionnement des tâches sur une ressource.	63
III.12 Impact de l'arrondi lors de la génération des propositions d'allocation sur les performances de MANA.	64
III.13 Cas industriel : 10000 tâches et 100, 105 puis 110 ressources.	66
III.14 Cas industriel : 10000, 10500, 11000 puis 11500 tâches et 100 ressources.	67
III.15 Cas industriel : 10000 tâches et 105 ressources après suppression de 5% des ressources.	68
III.16 Cas industriel : 10000 tâches et 100 ressources après suppression de 10% des ressources.	69
III.17 Cas industriel : 10500 tâches et 100 ressources après ajout de 5% de tâches.	70
III.18 Cas industriel : 11000 tâches et 100 ressources après ajout de 10% de tâches.	70
III.19 Cas industriel : 11500 tâches et 100 ressources après ajout de 15% de tâches.	71

Liste des tableaux

III.1 Performances de CESNA pour des problèmes de k -coloration de taille moyenne. .	64
III.2 Performances de CESNA pour des problèmes de k -coloration de grande taille. . .	65

Introduction

Les travaux présentés dans ce document abordent la problématique du contrôle endogène dans les Systèmes Multi-Agents (SMA) pour la résolution de problèmes complexes, que nous étudions dans le cadre applicatif du problème de partage de ressources critiques.

Les problèmes dits complexes que nous abordons se caractérisent par une explosion combinatoire du nombre de solutions avec la taille des problèmes, une forte dynamique des données du problème induite par un environnement ouvert dans lequel de nombreux événements peuvent avoir lieu, une complexité systémique issue des interdépendances entre les nombreuses variables du problème et enfin une décentralisation du processus de résolution imposée par une distribution physique et fonctionnelle des variables qui se prête mal à une représentation centralisée du problème. Un parcours complet des espaces de recherche (ensembles des solutions potentielles) associés à de tels problèmes est irréaliste en un temps acceptable et inutile (puisque le plus souvent une solution approchée est suffisante), il est alors nécessaire d'employer des méthodes de résolution dites incomplètes. Quelque soit l'approche incomplète considérée, le parcours incomplet de l'espace de recherche requiert un contrôle garantissant l'efficacité de la convergence vers une solution satisfaisante en adaptant, ou en dotant le système de moyens d'adapter, son comportement. Nous identifions dans ce mémoire trois niveaux de contrôle du parcours de l'espace de recherche (détaillés dans la [section I.A.2](#)) indépendamment de l'approche utilisée :

- un contrôle statique défini lors de la conception du système, qui correspond à l'adaptation du comportement du système à un problème ou une classe de problèmes ;
- un contrôle dynamique capable d'évoluer au cours de la résolution grâce à des mécanismes définis *a priori* qui dotent le système de moyens d'adaptation de son propre comportement ;
- un contrôle adaptatif permettant une évolution des moyens d'auto-adaptation du système.

Dans le cadre d'approches émergentistes auto-organisées telles que les SMA, nous pensons qu'un contrôle adaptatif de l'activité du système ne peut se traduire que par un contrôle issu de l'activité même du système, autrement dit, un contrôle endogène.

Ces travaux ont été réalisés dans un contexte de collaboration industrielle entre le LIESP et l'entreprise OSLO Software. Ce contexte définit le cadre applicatif de ces travaux en fixant l'approche employée pour la résolution et le problème à résoudre. Nos travaux s'appuient ainsi sur CESNA (Complex Exchanges between Stigmergic Negotiating Agents) qui est une approche multi-agents auto-organisationnelle exploitant des agents situés dans un environnement qui matérialise le problème et est exploité par un processus de résolution basé sur une négociation stigmergique entre les agents (*cf.* [\[Arm06\]](#)). Le cas applicatif permettant d'illustrer ces travaux est le problème de partage de ressources critiques, caractérisé par un ensemble restreint de ressources exploitées par un grand nombre de consommateurs.

Les contributions de ces travaux ont été réalisées en deux étapes :

- nous avons dans un premier temps supprimé les limitations de l'approche initiale (CESNA) concernant la représentation d'un problème en un environnement de communication ;
- dans un deuxième temps, nous avons défini un nouveau processus de résolution exploitant

cette représentation fondé sur des mécanismes de contrôle endogènes.

La structure de ce document est la suivante. Nous commençons, dans le [chapitre I](#), par positionner, à l'aide d'un état de l'art, notre approche par rapport à des approches classiques de résolution de problèmes combinatoires. Nous nous focalisons sur la problématique du contrôle de la résolution avant d'aborder le contexte applicatif et industriel propre à ces travaux. Dans le [chapitre II](#), nous présentons l'approche CESNA en détaillant ses mécanismes et en montrant ses apports ainsi que ses limites avant de présenter les trois contributions de ces travaux. Les deux premières contributions que sont les modèles Dynamique et Continu permettent de répondre respectivement à la problématique générale du volume associé à la représentation des problèmes, et à la problématique sous-jacente de la discrétisation de la représentation de problèmes aux dimensions continues. La troisième contribution concerne le modèle MANA (Multi-level bAlancing Negotiating Agents) qui aborde la problématique de la gouvernance de l'activité du système en exploitant les concepts introduits par les deux précédents modèles. Enfin, dans le [chapitre III](#), nous présentons des résultats expérimentaux soulignant les apports des différentes contributions et analysons les limites que ces modèles ne peuvent encore dépasser, avant de présenter les perspectives de ces travaux et de conclure (*cf.* chapitre [Conclusion](#)).

Chapitre I

Positionnement et état de l'art

Sommaire

I.A	Contexte et problématique scientifiques	4
I.A.1	Caractéristiques des problèmes complexes abordés	4
I.A.1.1	Exemple de problème complexe : le problème d'ordonnement	4
I.A.1.2	Synthèse des caractéristiques du problème	5
I.A.1.2.a	Combinatoire	5
I.A.1.2.b	Dynamique	6
I.A.1.2.c	Systémique	6
I.A.1.2.d	Distribution	6
I.A.1.2.e	Décentralisation	6
I.A.1.3	Méthodes de résolution de problèmes complexes	6
I.A.1.3.a	Approches complètes	6
I.A.1.3.b	Approches incomplètes	7
I.A.2	Contrôle de l'activité d'un système	8
I.A.2.1	Contrôle statique	8
I.A.2.2	Contrôle dynamique	9
I.A.2.3	Contrôle adaptatif	11
I.A.3	Contrôle endogène de l'activité d'un Système Multi-Agents	12
I.A.3.1	Les Systèmes Multi-Agents	12
I.A.3.1.a	Vision holistique	12
I.A.3.1.b	La stigmergie	13
I.A.3.1.c	Auto-organisation et émergence : deux notions distinctes	14
I.A.3.2	Contrôle endogène	15
I.B	Contexte et problématique applicatifs	17
I.B.1	Partage de ressources critiques	17
I.B.1.1	Exemples de problèmes de partage de ressources critiques	17
I.B.1.2	Complexité du problème de partage de ressources critiques	17
I.B.1.3	Approches de résolution du problème de partage de ressources critiques	18
I.B.2	Contexte industriel	18
I.B.2.1	Approche initiale	18
I.B.2.1.a	Principes de l'approche initiale	18
I.B.2.1.b	Limites de l'approche initiale	19
I.B.2.2	Apports du contexte industriel	19
I.C	Synthèse du contexte scientifique et applicatif	20

Ce chapitre est consacré au positionnement de nos travaux dans un contexte scientifique dans un premier temps (cf. [section I.A](#)), et dans un contexte applicatif dans un second temps (cf. [section I.B](#)). Nous concluons ce chapitre par une synthèse dans la [section I.C](#).

I.A Contexte et problématique scientifiques

Les travaux présentés dans ce mémoire abordent la problématique du contrôle endogène dans les Systèmes Multi-Agents (SMA) pour la résolution de problèmes complexes, que nous étudions dans le cadre applicatif du problème de partage de ressources critiques. Nous commençons dans une première section par présenter les caractéristiques des problèmes complexes que nous abordons. Dans une seconde section, nous abordons les différentes approches permettant la résolution de problèmes combinatoires avant de montrer dans une troisième section le besoin d'un contrôle endogène du parcours de l'espace de recherche associé à de tels problèmes.

I.A.1 Caractéristiques des problèmes complexes abordés

Nous allons présenter dans cette section les caractéristiques des problèmes que nous abordons qui nous permettent de les qualifier de complexes. Nous commençons par illustrer ces caractéristiques par un exemple dans la [section I.A.1.1](#), avant d'en faire une synthèse dans la [section I.A.1.2](#).

I.A.1.1 Exemple de problème complexe : le problème d'ordonnancement

Le problème d'ordonnancement (cf. [\[AC91\]](#)) est un problème de partage de ressources critiques (cf. [section I.B.1](#) pour plus de détails) qui illustre les caractéristiques des problèmes complexes que nous abordons. L'exemple que nous présentons est un problème d'ordonnancement d'un atelier de production. Un atelier est un espace physique regroupant plusieurs machines-outils (**distribution** physique) aux fonctions diverses (**distribution** fonctionnelle) et aux capacités ou débits limités. Les caractéristiques d'une machine sont :

- cadence de production qui correspond à la quantité d'opérations accomplies par unité de temps ;
- périodicité et durée de la maintenance qui rend une machine indisponible ;
- probabilité de panne ;
- *etc.*

La fonction d'un atelier de production est de fabriquer des produits finis à partir de matières premières. Chaque produit est défini par une séquence opératoire de tâches consécutives à réaliser pour obtenir le produit fini. Chaque tâche correspond à une opération réalisée par l'une des machines de l'atelier.

Nous désignons par produit l'ensemble des matières premières et/ou pièces manufacturées nécessaires à la fabrication d'un produit. Un produit, pour atteindre l'état de produit fini, doit suivre un cheminement au sein de l'atelier entre différentes machines dépendant des opérations qu'il doit subir et des machines qui peuvent réaliser ces opérations. Les différentes opérations qui peuvent être réalisées au sein de l'atelier peuvent être réparties sur plusieurs machines aux caractéristiques différentes. Ainsi, plus la séquence opératoire¹ d'un produit est longue, plus le nombre de cheminements possibles au sein de l'atelier est grand. De ce fait, la solution d'un tel problème étant constituée des cheminements de tous les produits que l'atelier doit fabriquer, le nombre de solutions croît exponentiellement avec la taille des problèmes (aspect **combinatoire**).

1. Ensemble ordonné d'opérations qu'un produit doit subir pour atteindre son état final.

Il existe un grand nombre de contraintes potentielles portant sur les allocations possibles des machines (les ressources) aux opérations (les consommateurs) qui doivent être réalisées sur les produits. Voici quelques exemples de ces contraintes d'allocation :

- la priorité entre produits qui dépend des besoins du client ;
- les dates au plus tard et/ou au plus tôt de production ;
- la séquence chronologique entre les opérations d'un même produit ;
- le délai de validité entre deux opérations (par exemple, une opération doit être réalisée avant la fin d'un effet limité dans le temps (chimique, biologique, *etc.*) conséquence d'une opération précédente) ;
- certaines opérations peuvent nécessiter plusieurs ressources (machines, opérateurs, *etc.*) pour être réalisées ;
- *etc.*

Les nombreuses interdépendances entre les allocations des ressources (les machines) aux consommateurs (les opérations que doivent subir les produits) qui sont de deux natures : dues aux contraintes imposées par les séquences opératoire définissant les produits et dues au partage de ressources communes au sein de l'atelier, sollicitent une vision **systémique**² du problème. De part les fortes relations entre les sous-parties du problème, il semble délicat de décomposer artificiellement le problème global en sous-problèmes (vision réductionniste).

Enfin, un atelier de production doit s'accommoder de nombreux événements :

- ajout d'un produit ;
- annulation d'un produit ;
- modification des caractéristiques d'un produit (date au plus tard de production, séquence opératoire, priorité, *etc.*) ;
- ajout d'une nouvelle machine ;
- suppression définitive d'un machine ;
- panne d'une machine ;
- maintenance d'une machine ;
- absence d'un opérateur ;
- *etc.*

Étant donné les nombreux événements possibles au sein de l'atelier, les caractéristiques du problème à résoudre sont soumises à une forte **dynamique** qui implique une évolution de l'espace de recherche au cours de la résolution, ce qui sollicite la robustesse du système à mettre à jour l'ensemble des configurations qu'il peut/doit envisager.

I.A.1.2 Synthèse des caractéristiques du problème

Nous avons identifié dans l'exemple de la section précédente, les caractéristiques des problèmes complexes que nous abordons : ils sont combinatoires, dynamiques, systémiques, distribués et nécessitent un processus de résolution décentralisé.

I.A.1.2.a Combinatoire Les problèmes complexes que nous abordons sont des problèmes combinatoires, c.-à-d. des problèmes dont le nombre de solutions potentielles augmente exponentiellement avec la taille des problèmes. Nous définissons l'espace de recherche comme l'ensemble des solutions potentielles d'un problème dont les dimensions sont définies par les caractéristiques du problème : le nombre de variables et la nature des domaines de valeurs des variables (continu

2. Une vision systémique correspond à une observation globale d'un phénomène permettant de prendre en compte les conséquences globales de phénomènes internes (constituant le phénomène observé) et de leurs interactions

ou discret, fini ou infini). Ainsi, dans le cas des problèmes complexes que nous abordons, les espaces de recherche associés ont des tailles considérables.

I.A.1.2.b Dynamique Les problèmes complexes que nous abordons sont soumis à une forte dynamique de leurs données d'entrée. En effet, au cours de la résolution d'un problème dans un environnement qui est par définition ouvert et bruité, le système doit faire face à une évolution des variables, de leurs domaines de valeurs ainsi que des contraintes d'affectation de ces variables. Les conséquences de cette dynamique sont que les espaces de recherche associés évoluent eux-même au cours de la résolution. Une solution en cours de construction à un instant t peut ainsi devenir obsolète à l'instant $t + 1$.

I.A.1.2.c Systémique Les problèmes complexes que nous abordons sont composés de nombreuses variables dont les contraintes d'allocation sont généralement fortement interdépendantes. Il est ainsi peu approprié de mettre en œuvre une vision réductionniste afin de décomposer le problème en sous-problèmes plus simples dont la résolution peut être parallélisée. Les implications de cette caractéristique systémique sont approfondies dans le paragraphe [Décentralisation](#) ci-dessous.

I.A.1.2.d Distribution Les problèmes complexes que nous abordons font l'objet d'une distribution qui est le plus souvent structurelle et fonctionnelle : un grand nombre d'entités en interaction réparties physiquement et/ou temporellement, et un grand nombre de fonctions réparties et partagées entre ces entités. L'impact de cette double distribution est expliqué ci-dessous.

I.A.1.2.e Décentralisation Les problèmes que nous abordons étant naturellement décentralisés du fait de leur caractère systémique et de la distribution des données, leur représentation selon une vision centralisée est artificielle puisque limitée à un point de vue spécifique. La centralisation condense et déforme potentiellement l'ensemble du problème ce qui limite la robustesse du système lorsque le problème change. Ainsi, le caractère systémique et la distribution des données des problèmes que nous abordons encouragent à la décentralisation du processus de résolution.

I.A.1.3 Méthodes de résolution de problèmes complexes

Nous abordons dans cette section différentes approches existantes de résolution de problèmes combinatoires et montrons leurs limites face aux problèmes complexes que nous abordons.

I.A.1.3.a Approches complètes Les approches complètes permettent de garantir l'existence (ou la non existence) d'une solution ainsi que l'optimalité de la solution obtenue grâce à un parcours organisé de l'espace de recherche garantissant l'évaluation de l'ensemble des configurations possibles dans l'espace de recherche. Nous entendons par espace de recherche l'ensemble des configurations que peut adopter le système, que ces configurations correspondent à des états solution ou non. Par exemple, une organisation *a priori* de l'espace de recherche peut être réalisée à l'aide d'un arbre (*cf.* [figure I.1](#)) dans lequel chaque niveau correspond à l'instanciation de l'une des variables constituant l'état solution et où chaque nœud d'un niveau correspond à une valeur différente pour une même variable instanciée.

Les approches dites de *Branch and Bound* (*cf.* [LW66](#)) basées sur une séparation et une évaluation progressive des configurations (solutions potentielles) de l'espace de recherche permettent d'éviter l'évaluation de l'ensemble des configurations possibles. L'analyse du problème

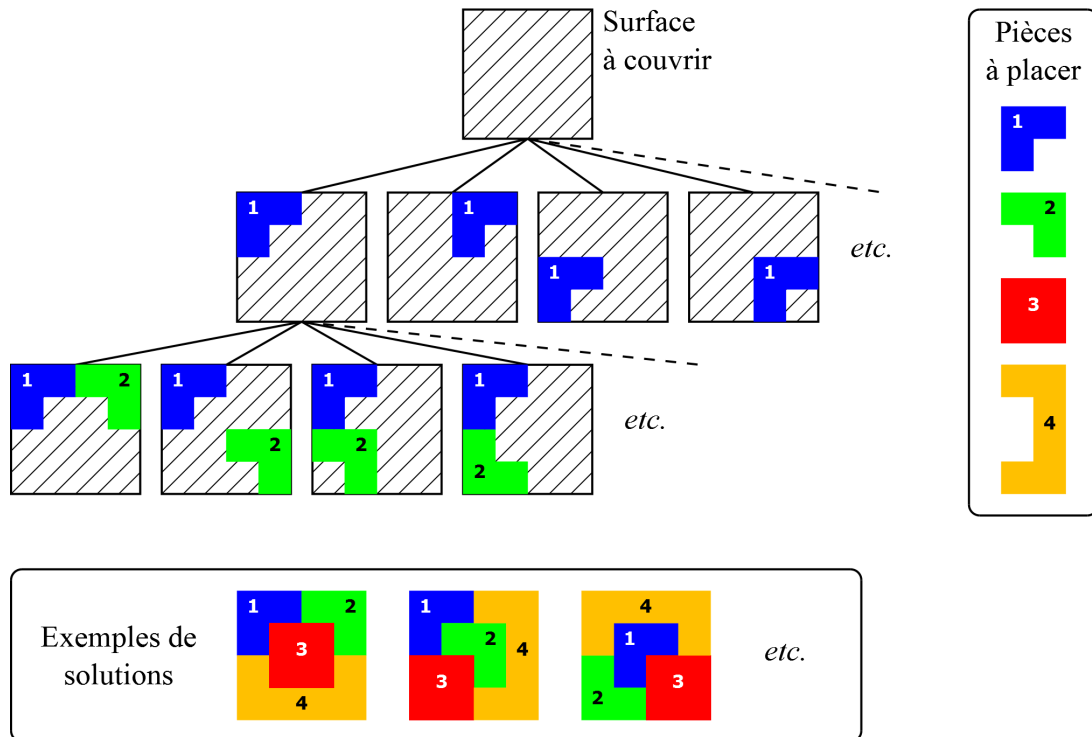


FIGURE I.1 – Décomposition du parcours de l'espace de recherche d'un problème consistant à couvrir une surface à l'aide de pièces prédéfinies (analogie au jeu du Tangram).

permet la décomposition de l'espace de recherche correspondant en un arbre dont chaque nœud permet de connaître l'évaluation maximale du sous-arbre dont il est la racine. Un parcours exhaustif de l'arbre est ainsi inutile, ce qui représente un gain de temps de calcul non négligeable, mais les performances de ces approches dépendent des heuristiques employées pour décomposer l'espace de recherche et évaluer les configurations possibles.

Une approche complète requiert une vision centralisée du problème qui est, comme nous l'avons vu dans le [paragraphe I.A.1.2.e](#), peu appropriée à la distribution des problèmes abordés. De plus, la dynamique des paramètres des problèmes à résoudre est peu propice à la définition *a priori* du parcours de l'espace de recherche car l'espace de recherche lui-même est amené à évoluer au cours de la résolution rendant ainsi le parcours pré-établi obsolète. Enfin, les avantages des approches complètes sont à relativiser selon deux perspectives : la première est que les temps de résolution de ces approches croissent exponentiellement avec la taille des problèmes et la seconde est que dans de nombreux cas une solution seulement suffisante (et non pas optimale) est requise, ce qui réduit l'intérêt de telles approches.

I.A.1.3.b Approches incomplètes À l'inverse des approches complètes, les approches incomplètes sont basées sur un parcours non pré-établi et incomplet de l'espace de recherche et, bien que ne permettant alors pas de garantir l'optimalité d'une solution ou l'existence (ou non existence) d'une solution, elles sont ainsi plus favorables à la décentralisation du processus de résolution et plus aptes à faire face à la dynamique des paramètres des problèmes que nous abordons. Dans les nombreux cas où l'optimalité de la solution n'est pas requise, ce parcours incomplet de l'espace de recherche constitue l'intérêt des approches incomplètes mais nécessite un guidage (*cf.* [section I.A.2](#)) permettant d'explorer efficacement l'espace de recherche.

I.A.2 Contrôle de l'activité d'un système

Nous nous intéressons dans cette partie au contrôle de l'activité dans le cadre d'approches incomplètes, que la résolution soit centralisée ou décentralisée. Quelque soit l'approche incomplète considérée, un parcours incomplet de l'espace de recherche requiert un contrôle afin de maximiser la probabilité de converger vers une solution satisfaisante. Le contrôle signifie dans ce contexte adapter l'activité du système (le parcours de l'espace de recherche dans le cas de la résolution de problèmes) au problème à résoudre. Les problèmes que nous abordons sont dynamiques, ce qui implique une évolution des caractéristiques du problème au cours de la résolution, que ce soient les variables, les contraintes d'allocation de ces variables ou leurs domaines de valeurs. Nous observons plusieurs niveaux de contrôle de ce parcours de l'espace de recherche selon le degré d'autonomie laissé au système pour s'auto-adapter et ce, indépendamment de l'approche considérée :

- un contrôle statique défini lors de la conception du système, qui correspond à l'adaptation du comportement du système à un problème ou une classe de problèmes ;
- un contrôle dynamique capable d'évoluer au cours de la résolution grâce à des mécanismes définis *a priori* qui dotent le système de moyens d'adaptation de son propre comportement ;
- un contrôle adaptatif permettant une évolution des moyens d'auto-adaptation du système, conséquence d'une auto-organisation rencontrée dans les cas d'approches émergentistes (*cf.* [paragraphe I.A.3.1.c](#)).

Nous développons ces variantes du contrôle de l'activité d'un système dans les sections suivantes.

I.A.2.1 Contrôle statique

Dans le cas de systèmes de résolution basés sur un parcours incomplet de l'espace de recherche, la notion de contrôle statique de ce parcours équivaut à la définition du comportement définitif du système lors de la résolution. En effet, un contrôle statique, qu'il soit la conséquence d'un paramétrage du système ou d'une hybridation de deux approches par exemple, spécifie *a priori* le comportement que le système adopte lors de la résolution d'un problème. Certaines approches hybrides illustrent parfaitement le contrôle statique du parcours de l'espace de recherche, ce contrôle étant matérialisé par le complément apporté à une approche initiale par une seconde approche. Ce type d'approche combine une approche dont le parcours de l'espace de recherche ne permet d'atteindre l'ensemble des solutions potentielles du simple fait de ses propres caractéristiques avec une approche qui permet de réparer localement les solutions imparfaites construites par l'approche de base. Par exemple, [GdMMR05] propose une approche basée sur un algorithme génétique hybride pour la résolution du problème d'ordonnancement de type *Job Shop*. Une recherche locale est utilisée pour améliorer la qualité de la solution générée par un algorithme génétique en réalisant des réparations locales, car, d'après les auteurs, rien ne garantit que la solution générée initialement par l'approche de base soit localement optimale. Cet apport local de précision permettant une plus grande subtilité, finesse, lors de la construction d'une solution, est une façon de concevoir une approche efficace combinant les avantages de plusieurs approches, mais il est établi *a priori* lors de la conception du système et ne peut ainsi prétendre faire face à des évolutions trop marquées des données du problème sans détruire les performances globales de l'approche.

Les méthodes heuristiques sont un autre exemple d'approches pouvant être vues comme un contrôle statique du comportement d'un système. Une heuristique se définit par un comportement construit empiriquement et adapté à certaines spécificités du problème abordé et/ou des solutions recherchées. Dans le cas d'un problème d'ordonnancement de production, si le respect

des délais de production est un critère important, d'autres critères peuvent contraindre les solutions que doit fournir le système de résolution. Par exemple, dans le contexte particulier de production de composants électroniques, les arrêts de production des machines sont très coûteux. [TFL03] propose une approche basée sur une heuristique qui permet d'éviter ces arrêts. En tenant compte des dates au plus tard de production des différents produits combinées aux états des files d'attente des différentes machines, le système est capable de moduler les encours sur chaque machine d'une chaîne afin d'éviter les arrêts par manque de produits. Ainsi, chaque machine est capable d'informer les machines en amont dans la chaîne de l'état de leur file d'attente dont le niveau impacte la progression des produits : un niveau bas favorise la progression afin de remplir les files d'attentes alors qu'un niveau haut limite la progression afin d'éviter les congestions. Le comportement du système, en étant adapté aux caractéristiques souhaitées des solutions à construire, permet de maximiser les performances dans un contexte particulier, mais que se passe-t-il si les contraintes (nombres de variables, domaines de valeurs, qualité de la solution, *etc.*) portant sur les solutions à fournir évoluent aux cours de la résolution? Une adaptation du comportement du système aux évolutions de ces contraintes requiert une redéfinition de comportement hors exécution ce qui limite fortement les capacités d'adaptation d'un tel système.

I.A.2.2 Contrôle dynamique

La notion de contrôle dynamique fait référence à une capacité d'évolution du contrôle du comportement du système : le système est alors capable d'adapter son propre comportement. Il existe au moins deux cas nécessitant une évolution du contrôle du parcours de l'espace de recherche au cours de la résolution : le plus spécifique est celui de la résolution de problèmes dynamiques rencontrés dans des environnements ouverts, comme dans notre cas, et le cas le plus courant concerne la généralisation d'une approche rendue possible par une meilleure capacité d'adaptation aux problèmes. En effet, si toutes les approches de résolution de problèmes complexes n'abordent pas les problèmes dynamiques (c.-à-d. dont les paramètres évoluent au cours de la résolution), il est dans la majorité des cas souhaitable de maximiser la généricité d'une approche afin d'en étendre le champ d'application.

Ainsi, de nombreux travaux abordent la problématique de l'automatisation du contrôle du parcours d'un espace de recherche et plus généralement de l'activité d'un système. Nous trouvons dans le domaine de l'optimisation combinatoire de nombreuses approches basées sur des méta-heuristiques mettant en œuvre ce type de mécanisme (*cf.* [HGH99], par exemple).

Les algorithmes génétiques s'inspirent de la biologie pour la représentation des problèmes : à la manière des individus d'une espèce dont les caractéristiques sont définies par leurs génotypes, les solutions d'un problème sont constituées d'un ensemble de gènes qui correspondent aux variables du problème à résoudre (*cf.* [Hol92]). Pour simplifier, une solution ne correspond pas un ensemble de chromosomes mais à un seul chromosome et les différentes valeurs d'une variable sont représentées par les différents allèles d'un même gène de ce chromosome. Par analogie à la théorie de l'évolution, les gènes qui sont conservés correspondent aux individus (les solutions) les mieux adaptés à leur environnement (le problème à résoudre).

Le principe des algorithmes génétiques repose sur trois mécanismes : la sélection qui distingue les solutions selon leur adaptation respective au problème, le croisement qui permet un échange de plusieurs gènes entre deux solutions, et la mutation qui correspond à une modification aléatoire d'un ou plusieurs gènes d'une solution. À partir d'une population initiale définie aléatoirement, les solutions sélectionnées selon une probabilité proportionnelle à leur adaptation au problème sont croisées par paires pour former 2 nouveaux individus qui peuvent subir des mutations (selon

une certaine probabilité). Ces nouvelles solutions sont ajoutées à la population sélectionnée. Ce processus est répété jusqu'à l'obtention d'une solution satisfaisante : ce processus n'ayant pas de fin, la qualité maximale des solutions générées va tendre vers une limite qui dépend du problème dans un délai qui dépend lui aussi du problème. La qualité d'une solution est évaluée grâce à une fonction d'adaptation qui dépend du problème et de sa modélisation.

Une modification des données de problème implique une modification de la fonction d'adaptation et/ou de la modélisation du problème. Une modification de la modélisation du problème est impossible en cours d'exécution car elle correspond à un changement de génotype, c.-à-d. des ajouts ou suppressions de variables (les gènes). Le seul cas possible d'adaptation du système à une évolution du problème est celui d'une modification des données ne provoquant qu'une modification de la fonction d'adaptation, ce qui correspond à une modification des contraintes d'allocation ou des domaines de valeurs de certaines variables. En effet, une modification de la fonction d'adaptation est possible en cours de résolution puisqu'elle ne modifie que la qualité d'adaptation au problème des solutions présentes dans la population, mais rien ne garantit qu'à partir d'une population adaptée au problème initial il soit possible d'obtenir une population adaptée au problème modifié en un temps acceptable.

La représentation des problèmes étant fortement dépendante du processus de résolution des algorithmes génétiques, elle limite leur capacité d'adaptation aux évolutions d'un problème qu'à de rares cas (modification des domaines de valeurs et/ou des contraintes d'allocation ne nécessitant pas de nouvelle modélisation). La résolution de problèmes dynamiques tels que ceux que nous abordons nécessite alors, d'une part, une séparation explicite entre la représentation du problème et le processus de résolution, afin que les conséquences d'une évolution du problème en cours de résolution ne soient limitées qu'à une modification de la représentation, et d'autre part, la définition d'un processus de résolution compatible avec une évolution de la représentation du problème.

Certaines approches disposent de ces caractéristiques. C'est le cas de la méta-heuristique ACO (*Ant Colony Optimisation*). ACO est une approche de résolution de problèmes combinatoires basée sur une population d'agents inspirés par les fourmis (cf. [DG97]). Les approches ACO permettent la résolution de problèmes classiques de l'optimisation combinatoire tels que le problème du plus court chemin. Pour cela, ces approches s'inspirent du comportement de fourrageage des fourmis qui consiste à rechercher de la nourriture dans l'environnement proche de la fourmilière et de la rapporter le plus rapidement possible en empruntant le chemin le plus court. La représentation du problème est assurée par la matérialisation du problème en un environnement dans lequel évoluent les fourmis. Le processus de résolution repose sur des comportements relativement simples des fourmis :

- les fourmis parcourent aléatoirement leur environnement ;
- lorsqu'une fourmi découvre une source de nourriture, elle retourne à la fourmilière en marquant son chemin à l'aide d'une phéromone³ qui s'évapore avec le temps ;
- les fourmis ont tendance à suivre les traces de phéromone existantes.

La solution est construite par un mécanisme d'auto-organisation. En effet, sur une même période, les chemins les plus longs sont moins empruntés que les chemins les plus courts puisqu'il faut plus de temps pour les emprunter. Les chemins les plus courts deviennent alors de plus en plus attractifs du fait du renforcement des traces de phéromone pendant que les chemins les plus longs deviennent de moins en moins attractifs du fait de l'évaporation des traces de phéro-

3. Les phéromones sont des substances chimiques employées par certains animaux et végétaux comme moyen de communication entre les individus. Elles sont perçues par l'odorat ou par contact comme dans le cas des insectes.

monie. La solution correspond ainsi à un équilibre entre le renforcement des traces de phéromone et l'évaporation de ces mêmes traces permettant au système de s'adapter aux évolutions des données du problème. Si l'on déplace la source de nourriture par exemple, le système est capable de s'adapter : les fourmis qui empruntent le chemin précédemment établi vers la source de nourriture ne rencontrent plus la source de nourriture. Le chemin précédemment établi finit par disparaître puisqu'il n'est plus renforcé par le passage des fourmis revenant à la fourmilière avec de la nourriture. Les fourmis explorent alors aléatoirement leur environnement jusqu'à ce qu'une fourmi découvre la nouvelle position de la source de nourriture et retourne à la fourmilière. Le nouveau chemin vers la nouvelle position de la source de nourriture est alors construit selon le même principe que précédemment.

Le caractère auto-organisationnel de ces approches leur permet de faire face à des modifications des données du problème (donc de l'environnement des fourmis) sans modifier le processus de résolution (le comportement des fourmis). Cette auto-organisation est permise par la séparation de la représentation du problème et du processus de résolution : la matérialisation du problème en un environnement supportant les interactions entre les fourmis (communiquant alors par stigmergie (*cf.* [paragraphe I.A.3.1.b](#)) grâce aux traces de phéromones) est indépendante du processus de résolution émergeant des comportements et des interactions entre les fourmis.

Le contrôle dynamique de l'activité du système est issu des comportements des fourmis : ce sont ces comportements qui définissent les interactions possibles entre les fourmis et ainsi le comportement global du système, mais ces comportements étant définis lors de la conception du système, les mécanismes d'adaptation sont fixes et le contrôle de l'activité lui-même ne peut évoluer. Le système ne dispose d'aucune capacité d'adaptation de ses propres mécanismes d'adaptation : son comportement dynamique (lui permettant de s'adapter aux évolutions du problème) ne peut être dynamiquement modifié. Ces mécanismes statiques d'adaptation sont ainsi le facteur limitant d'un contrôle dynamique de l'activité du système.

I.A.2.3 Contrôle adaptatif

Un contrôle dynamique est limité par le caractère *a priori* des mécanismes d'adaptation qu'il emploie afin de guider l'activité du système. Le système doit pouvoir moduler/adapter son comportement d'adaptation aux problèmes lorsque les paramètres du problème évoluent ou lorsque la classe de problème change, le contrôle de l'activité du système doit ainsi devenir lui-même dynamique.

[KAS09] propose une méthode permettant d'adapter dynamiquement, au cours de la résolution, les paramètres principaux d'une méta-heuristique ACO impactant l'équilibre entre exploitation et exploration lors du parcours de l'espace de recherche. Les valeurs de ces paramètres sont elles-mêmes associées à des traces de phéromones représentant l'expérience acquise concernant l'utilisation de ces paramètres : ces traces matérialisent l'intérêt des valeurs de chaque paramètre selon la qualité de la solution construite (qui dépend du nombre de contraintes violées) grâce à ces valeurs. Le système module ainsi lui-même son comportement lors de la résolution des problèmes. Ce mécanisme a été conçu dans un objectif d'amélioration des performances et de facilitation du paramétrage de la méta-heuristique ACO et les auteurs n'abordent pas la problématique de l'évolution dynamique des données des problèmes abordés. Pourtant ce paramétrage automatisé introduit une dynamique du comportement du système permettant une adaptation de l'activité du système aux évolutions des données du problème. L'efficacité de ce mécanisme dans le cadre de la résolution de problèmes complexes dynamiques n'a pas été vérifiée et bien que semblant contribuer significativement à la problématique, nous pensons que ce type de comportement modulable n'est pas la réponse adaptée : à la manière du contrôle statique (*cf.*

section I.A.2.1), les paramètres que le système peut modifier sont définis *a priori* et figent ainsi les modifications applicables au comportement du système.

I.A.3 Contrôle endogène de l'activité d'un Système Multi-Agents

Nous avons vu dans la section I.A.2 que l'aspect dynamique des problèmes complexes que nous abordons requiert une résolution qui soit elle-même dynamique, c.-à-d. un processus de résolution capable de s'adapter aux évolutions des données du problème. De même, nous avons vu dans la section I.A.2.2 qu'il était souhaitable de dissocier la représentation du problème et le processus de résolution l'exploitant afin que les évolutions des données du problèmes n'impactent que la représentation du problème et pas le processus de résolution. Enfin, le caractère systémique, distribué et décentralisé des problèmes complexes que nous abordons (*cf.* section I.A.1) est incompatible avec une approche de résolution monolithique et centralisée. Pour toutes ces raisons, nous proposons une approche SMA dont les agents réactifs situés dans un environnement matérialisant le problème à résoudre se coordonnent par une communication *via* l'environnement (*cf.* paragraphe I.A.3.1.b sur la stigmergie) à l'aide de mécanismes endogènes leur permettant de percevoir les propositions d'allocation à réaliser et à valider. Nous commençons par présenter le paradigme multi-agents dans la section I.A.3.1 puis développons les concepts sous-jacents d'un contrôle endogène de l'activité décentralisée d'un SMA dans la section I.A.3.2.

I.A.3.1 Les Systèmes Multi-Agents

Nous abordons dans cette section le paradigme multi-agents et plus particulièrement les Systèmes Multi-Agents (SMA) réactifs ainsi que les concepts nécessaires à la définition d'un contrôle endogène d'une telle approche décentralisée. Nous tenons à rappeler que l'appellation SMA regroupe de nombreuses approches plus ou moins éloignées des aspirations (telles que les concepts d'auto-organisation et d'émergence) évoquées dans ce mémoire.

Un Système Multi-Agents (SMA) est un ensemble d'entités physiques ou virtuelles (appelées agents) interagissant au sein d'un environnement (physique ou virtuel) généralement dans le but d'établir une solution à un problème. Il existe deux visions diamétralement opposées du paradigme multi-agents se distinguant par la manière d'aborder la cognition du système. Les agents cognitifs, inspirés de l'intelligence artificielle distribuée (IAD) s'appuient sur des processus cognitifs basés généralement sur des représentations symboliques internes et individuelles de l'environnement et des mécanismes exploitant ces représentations basés principalement sur la logique (*cf.* [BG88]). Les agents réactifs issus de la Vie Artificielle (VA) fondée sur une intelligence sans représentation symbolique interne (*cf.* [SB95]), s'appuient sur les interactions entre agents et entre les agents et leur environnement. Les SMA réactifs ne requièrent pas de représentation interne du problème et se prêtent ainsi plus facilement à une séparation de la représentation du problème et du processus de résolution (issu des interactions entre agents).

I.A.3.1.a Vision holistique Nous nous distinguons des travaux basés sur des approches SMA résolvant des problèmes distribués de satisfaction de contraintes (DCSP - *Distributed Constraint Satisfaction Problems*) qui exploitent la distribution du processus de résolution permise par le paradigme multi-agents. Les approches SMA pour la résolution de DCSP, telles que [CKGP08], abordent les problèmes selon un point de vue *top-down* (descendant) : le problème est vu par réductionnisme comme un ensemble de contraintes à valider progressivement en propageant les conséquences de ces validations successives. [Yok01] propose l'approche ABT (*Asynchronous BackTracking*) pour la résolution de DCSP. Cette approche repose sur un SMA dont les

agents représentent les variables du problème. Les contraintes d'allocation entre deux variables sont matérialisées par des liens entre les deux agents correspondants. Les agents sont ordonnés et possèdent des liens entrants et des liens sortants. L'ordre des agents (et ainsi des contraintes d'allocation) peut être défini selon différents critères : le nombre de contraintes, la taille des domaines de valeurs, *etc.* Le comportement des agents repose sur le principe essai/erreur : un agent choisit une valeur et en informe les agents suivants (selon l'ordre pré-établi). Lorsqu'un agent reçoit cette information, il essaie de trouver une valeur pour sa propre variable en respectant la contrainte le reliant à l'agent précédent. S'il parvient à trouver une valeur, il répète ce comportement en propageant l'information aux agents suivants, sinon, il informe l'agent précédent de son échec. Le prédécesseur considère alors que la valeur qu'il a choisie ne correspond pas à une solution et tente alors de choisir une nouvelle valeur. Bien que basée sur un SMA, l'approche ABT est une approche complète et de ce fait, les temps de résolution croissent exponentiellement avec la taille des problèmes. De plus, les performances de cette approche dépendent de l'ordre pré-établi des contraintes. Enfin, cette approche ne peut prétendre résoudre des problèmes dynamiques car les évolutions du problème abordé (ajouts/suppressions de variables ou de contraintes ou modification des domaines de valeurs) rendent l'ordre pré-établi des agents obsolète. Pour limiter la dépendance des performances à l'ordre des agents, [Yok01] propose une évolution de l'approche ABT : l'approche AWCS (*Asynchronous Weak-Commitment Search*). L'approche AWCS introduit une notion de priorité des agents (initialisée à zéro) qui définit l'ordre entre les agents et qui évolue au cours de la résolution. Le comportement des agents est similaire à celui des agents de l'approche ABT à la différence près qu'un agent ne cherche pas une valeur qui ne viole aucune contrainte, mais une valeur qui minimise le nombre de contraintes non-respectées avec les agents de plus faibles priorités. Si l'agent ne dispose d'aucune valeur possible, il augmente sa priorité et indique à l'agent précédent (donc de priorité supérieure), s'il existe, de changer de valeur. L'ordre entre les agents évolue ainsi au cours de la résolution, permettant en théorie au système de s'adapter aux évolutions du problème, et, si l'ajout d'un agent a un impact limité, la suppression d'un agent invalide potentiellement les choix de tous les agents suivants.

Nous abordons à l'aide de notre approche SMA les problèmes selon un point de vue bottom-up (ascendant) : une vision holistique du problème considère que le tout est plus que la somme des parties, c.-à-d. qu'il est nécessaire de considérer non seulement les entités élémentaires composant le système mais aussi et surtout leurs interactions, desquelles émerge le comportement global du système (*cf.* [paragraphe I.A.3.1.c](#)).

I.A.3.1.b La stigmergie La stigmergie est un mode de communication médiée par l'environnement, observée chez les insectes sociaux par l'éthologue P.-P. Grassé en 1959 (*cf.* [Gra59]). L'observation de termites constructeurs a montré que les comportements individuels étaient influencés par la structure de la termitière en cours de construction, c.-à-d. par les traces des actions antérieures du groupe. Le terme stigmergie provient du grec "*stigma*" (pîqûre) et "*ergon*" (travail, œuvre) et exprime la notion de stimulation des actions par les traces (effets persistants dans l'environnement) des actions antérieures (soit "œuvre stimulante"). [HM99] distingue trois types d'effets (persistants) dans l'environnement selon leurs impacts sur l'activité des agents et donc du système :

- qualitatif : effet influençant le choix de l'action à réaliser par un agent ;
- quantitatif : effet influençant la manière de réaliser une action, c.-à-d. les paramètres de l'action à réaliser (durée, position, intensité, fréquence, *etc.*) ;
- indirect qualitatif et/ou quantitatif : effet influençant la manière de réaliser une action et son résultat.

La stigmergie permet ainsi le contrôle de l'activité d'un système par une coordination distribuée assurant l'auto-organisation du système.

Ce concept de communication indirecte est employé comme moyen de contrôle décentralisé par de nombreux travaux s'appuyant sur des métaphores de comportements d'insectes sociaux telles que décrites dans [BT94] et [BDT99]. Les comportements d'insectes sociaux les plus fréquemment employés sont ceux des fourmis et principalement le fourragement qui consiste en la recherche de nourriture (*cf.* [section II.B.1.2](#) pour plus de détails). Il existe de nombreux autres comportements d'insectes ou arachnides sociaux basés sur une communication stigmergique. Par exemple, [BCBK99] montre que la communication stigmergique est prépondérante pour la construction d'une toile par des araignées sociales. Les araignées se déplacent dans l'environnement en étant influencées par les fils de soie déjà déposés et l'activité décentralisée générée par les déplacements de toutes les araignées permet la construction d'une toile unique.

Une communication stigmergique au sein d'un SMA permet la matérialisation du problème à résoudre en un environnement supportant les échanges entre agents. Par définition, ce mode de communication permet ainsi de séparer la représentation du problème (l'environnement) du processus de résolution (issu des interactions agents) et facilite ainsi l'adaptation du système aux modifications du problème.

I.A.3.1.c Auto-organisation et émergence : deux notions distinctes L'activité des systèmes dynamiques complexes tels que les SMA réactifs repose généralement (en l'absence de contrôle centralisé et/ou externe) sur la combinaison de deux concepts pourtant indépendants : l'auto-organisation et l'émergence. Ces deux concepts sont souvent mal expliqués car de nombreuses approches décentralisées de résolution de problèmes, telles que les SMA, les méta-heuristiques ACO ou PSO (*Particle Swarm Optimization*) ou les réseaux de neurones artificiels, ne parviennent à les identifier et dissocier clairement dans leur processus de résolution. [WH04] et [SGK06] explicitent clairement ces deux concepts :

- l'auto-organisation est un processus dynamique et adaptatif au sein du système qui lui permet d'atteindre et de maintenir un **état** ou une structure **stable et cohérent sans contrôle externe** ;
- l'émergence fait référence à l'observation de **nouveaux comportements**, propriétés ou structures **macroscopiques, conséquences des interactions** entre les éléments **microscopiques** du système sans que ces comportements, propriétés ou structures macroscopiques soient explicitement observables au niveau microscopique.

[BTD⁺97] et [And02] définissent l'auto-organisation comme un ensemble de mécanismes dynamiques permettant l'apparition de structures globales au sein du système (niveau macroscopique) à partir des interactions entre les entités élémentaires constituant le système (niveau microscopique). Ces entités élémentaires ne sont dotées que de moyens de perception limités leur donnant uniquement accès à des informations purement locales ; elles ne peuvent percevoir la configuration globale du système qui est une propriété émergente du système et non dictée par un contrôle exogène.

Dans le cas de notre approche, l'auto-organisation est assurée par le mode de communication retenu : la stigmergie (*cf.* [paragraphe I.A.3.1.b](#)). Cette auto-organisation décentralisée permet alors l'émergence d'un état global stable, le comportement du système, qui résulte des interactions entre agents (et entre les agents et l'environnement) créant l'organisation. Ce comportement global n'est ainsi pas décomposable en comportements locaux selon une vision réductionniste. Nous nous inscrivons alors dans une vision holistique (considérer les entités élémentaires d'un système ET leurs interactions) qui vise à doter le système de mécanismes lui permettant de

lier les aspects locaux (du niveau microscopique) aux aspects globaux (observables au niveau macroscopique) de sa propre activité.

I.A.3.2 Contrôle endogène

Selon la perspective des systèmes complexes (vision systémique), le comportement macroscopique d'un SMA n'est pas une simple composition de comportements microscopiques mais émerge des interactions entre ces comportements microscopiques. Le comportement macroscopique d'un SMA n'existe que par l'observation du système par un observateur externe, le modifier par des actions exogènes est alors impossible. La seule possibilité de modification de ce phénomène global passe par la modification des phénomènes sous-jacents : les comportements microscopiques des composants élémentaires. La nature décentralisée de l'activité d'un SMA est incompatible avec un contrôle centralisé qui supprime l'autonomie des agents. Ainsi, le contrôle de l'activité d'un SMA ne peut se faire que par une modification décentralisée des comportements agents, c.-à-d. de façon **endogène** : les agents eux-mêmes modifient leurs propres comportements locaux afin de moduler le comportement global du système.

Le contrôle endogène de l'activité d'un SMA par les agents eux-mêmes pose alors une nouvelle problématique. Le comportement global n'est perceptible par définition que d'un point de vue macroscopique, il est donc imperceptible par les agents qui ne disposent que d'une perception locale de leur environnement. Comment les agents peuvent-ils alors influencer un phénomène qu'ils ne peuvent percevoir ? Peut-on rendre ce phénomène global perceptible localement ? Quel lien peut-on créer entre le niveau local et le niveau global (et *vice versa*) au sein d'un système dynamique ?

De nombreux travaux se sont intéressés à la relation local/global au sein des systèmes complexes et plus particulièrement des SMA réactifs. Le caractère émergent du comportement global d'un système dynamique implique que ce comportement global n'est perceptible que par un observateur externe. La solution généralement adoptée pour le contrôle de SMA réactifs part de ce constat et repose alors sur la définition d'un observateur capable d'influencer/contrôler l'activité du système. [Kle09] propose une modélisation de la dynamique du comportement global d'un SMA à l'aide d'un processus de décision Markovien (MDP) exploité par un "observateur/contrôleur". Cette approche repose sur une modélisation des différents comportements globaux et des transitions possibles entre ces comportements que le système peut adopter, exploitée par une politique de contrôle définie par apprentissage automatique.

Les différents états correspondant à des comportements globaux identifiés par analyse de l'activité du système sont limités à un nombre fixe d'états stables. Le choix de cet ensemble limité d'états est réalisé par apprentissage au cours de simulations répétées afin de maximiser l'efficacité du contrôle. Ce principe est inexploitable dans le cas de la résolution de problème dynamique : les données du problème évoluent au cours de la résolution, rendant caduque la moindre adaptation spécifique à des valeurs particulières réalisée sur la base de plusieurs résolutions successives.

De plus, la modélisation du comportement du système est par définition une vue centralisée de l'état du système qui est, comme les approches basées sur un processus centralisé de résolution, incompatible avec la distribution des problèmes.

Enfin, le processus de contrôle mis en œuvre dispose de la capacité de modifier directement les comportements agents par le biais de paramètres. L'auteur déclare que cette approche "répond à la difficulté de lier le niveau local et le niveau global du SMA". Selon notre point de vue, cette approche peut être interprétée comme un outil de paramétrage automatique d'un SMA sur la base d'observations externes. Ainsi, si le lien de local à global est assuré par un observateur externe, comme le fait tout concepteur de SMA observant son système en activité, le lien de

global à local est inexistant : les agents n'ont aucune capacité de perception de l'état ou de l'objectif global du système et leur autonomie est bridée par les interventions exogènes d'un observateur qui centralise les décisions d'orientation de l'activité du système.

Selon nous, la création d'un lien entre local et global, indispensable au contrôle d'un système dynamique émergentiste tel qu'un SMA réactif, n'est possible que par la perception des phénomènes globaux au niveau local. Un phénomène global n'est pas perceptible en tant que tel sans un point de vue macroscopique. Nous proposons alors de rendre perceptibles les effets locaux d'un phénomène global en les inscrivant dans l'environnement, c.-à-d. par immergence du phénomène macroscopique au niveau microscopique.

La problématique du guidage endogène de l'activité d'un SMA est abordée par de nombreux travaux. Ceux de Parunak et al. (cf. [PBB07] et [PBB10]) et ceux de Holvoet et Valckenaers (cf. [HV06]) proposent des approches dont certains choix conceptuels sont proches des nôtres. L'approche de Parunak et al. repose sur des agents capables d'anticiper les conséquences de leurs décisions/actions : les "polyagents". Les *polyagents* sont des agents réactifs, situés dans un environnement et communiquant par stigmergie, composés chacun de plusieurs entités : un *avatar* et des *ghosts*. L'*avatar* est une entité dont le rôle est la prise de décision sur la base des informations recueillies par les *ghosts* qu'il gère. Les *ghosts* ont pour fonction d'explorer l'espace de recherche par anticipation. Chaque agent dispose de plusieurs *ghosts* qui lui permettent d'explorer simultanément plusieurs possibilités : chaque *ghosts* correspond à une succession de choix possibles que peut réaliser l'agent au cours de la résolution, à partir d'un instant t . Ainsi à chaque étape de son fonctionnement, un agent fait un choix parmi différentes possibilités (actions, mouvements, etc.) selon la capacité de chacune de ces possibilité à lui permettre d'atteindre son objectif. D'un point de vue systémique, l'approche ainsi développée bénéficie d'une capacité à orienter son activité sur la base d'une anticipation des conséquences de chaque action/décision des agents.

L'approche de Holvoet et Valckenaers (cf. [HV06]) repose sur des agents BDI (*Beliefs, Desires and Intentions*) disposant chacun d'un SMA réactif "délégué". Les agents BDI sont des agents cognitifs qui s'appuient sur l'activité de SMA réactifs pour leur prise de décisions. Les agents délégués sont des agents réactifs situés dans un environnement matérialisant le problème à résoudre et communiquant par stigmergie. Le rôle des agents délégués est d'explorer l'espace de recherche afin d'en identifier les parcours possibles à la manière des *ghosts* de l'approche des *polyagents*. Cette exploration par anticipation confère au système la capacité d'orienter son activité de manière analogue à l'approche des *polyagents*.

Si les deux approches considérées et la nôtre partagent certains concepts tels que la communication stigmergique et certaines propriétés telles qu'une capacité d'orientation de l'activité, l'approche des *polyagents* et celle des agents BDI ne peuvent prétendre, en l'état, résoudre des problèmes complexes tels que ceux que nous abordons. En effet, ces approches ne peuvent matérialiser et exploiter les contraintes d'allocation impactant les choix de plusieurs agents et les rendant interdépendants les uns des autres. Les *ghosts* des *polyagents* et les agents "délégués" s'influencent (respectivement) mutuellement au travers de l'environnement mais sans distinction entre des agents dont les choix sont explicitement interdépendants du fait de contraintes d'allocation, et des agents dont les choix sont implicitement interdépendants du fait qu'ils partagent une ressource commune. Les contraintes d'allocation explicites (par opposition aux contraintes implicites dues au partage de ressources communes) ne sont respectées que par opportunisme lors de l'exploration réalisée par les *ghosts* ou les agents "délégués".

Ces approches sont ainsi limitées par la représentation du problème qu'elles exploitent qui ne permet pas d'exprimer explicitement les contraintes d'allocation des problèmes abordés. Comme nous le verrons dans le [chapitre II](#), nous proposons de matérialiser l'ensemble des caractéristiques

du problème dans l'environnement, et d'exploiter l'ensemble de ces caractéristiques comme un moyen d'orienter l'activité du système.

I.B Contexte et problématique applicatifs

Cette section est consacrée à la problématique applicative, c.-à-d. le problème de partage de ressources critiques, et au contexte industriel de ces travaux.

I.B.1 Partage de ressources critiques

Les problèmes de partage de ressources critiques (*cf.* [AHPL06]) sont des problèmes combinatoires faisant partie de la catégorie des problèmes distribués de satisfaction de contraintes (DCSP). Ils se caractérisent par un ensemble de consommateurs se partageant des ressources limitées. Les consommateurs sont des entités ayant besoin d'obtenir ou d'accéder à une ou des ressources pour être satisfaits. Les ressources sont généralement en nombre limité voire insuffisant pour satisfaire tous les consommateurs. La résolution d'un problème de partage de ressources critiques consiste ainsi à satisfaire l'ensemble des consommateurs, ou tout au moins un maximum de ces consommateurs étant données les caractéristiques du problème.

I.B.1.1 Exemples de problèmes de partage de ressources critiques

Le problème de partage de ressources critiques est un problème combinatoire générique dont les instances sont nombreuses. En voici quelques exemples.

Le problème d'affectation des fréquences de communication au sein des réseaux de téléphonie mobile consiste à affecter des fréquences de communication aux terminaux mobiles présents dans un même périmètre en évitant/minimisant les interférences. Ce problème est une application d'un problème classique du domaine de la Recherche Opérationnelle : le problème de coloration de graphes qui consiste à affecter une couleur (en nombre restreint) à chaque sommet avec pour contrainte le fait que deux sommets voisins ne peuvent avoir la même couleur. Dans ce cas, les consommateurs sont les terminaux mobiles (les sommets du graphe) et les ressources limitées sont les fréquences de communication (les couleurs).

Le problème d'ordonnancement est un problème de partage de ressources critiques courant. La gestion d'un emploi du temps ou la gestion d'une chaîne de production sont deux exemples de ce type de problème. Il consiste à ordonner des tâches à réaliser dans le temps sur des ressources (humaines ou matérielles) en tenant compte des contraintes chronologiques potentielles entre différentes tâches. Dans ce cas, les consommateurs sont les tâches et les ressources limitées sont les périodes de disponibilité des ressources humaines ou matérielles.

Le contexte industriel de nos travaux nous impose comme cas applicatif le problème d'ordonnancement, instance du problème de partage de ressources critiques qui en illustre parfaitement la complexité.

I.B.1.2 Complexité du problème de partage de ressources critiques

Le problème de partage de ressources critiques est un problème que nous pouvons qualifier de complexe selon la définition que nous en avons faite dans la [section I.A.1](#) :

- combinatoire : le nombre de solutions croît exponentiellement avec le nombre de consommateurs et le nombre de ressources ;

- dynamique : l'environnement ouvert du problème de partage de ressources critiques implique une évolution du nombre et/ou du type de consommateurs et/ou de ressources (ajout/suppression de fréquences exploitables, panne d'une machine-outil, périodes de congés, *etc.*);
- systémique : les allocations des ressources aux consommateurs sont interdépendantes (sommets voisins dans un graphe, relation d'ordre entre des tâches à ordonner, *etc.*);
- distribution : les consommateurs et les ressources sont distribués physiquement et/ou chronologiquement (les sommets du graphe à colorer, les machines-outils d'un atelier, *etc.*);
- décentralisation : une résolution centralisée d'un tel problème est peu réaliste du fait des interdépendances entre les allocations de ressources aux consommateurs et de la distribution physique et chronologique de ces ressources et consommateurs.

I.B.1.3 Approches de résolution du problème de partage de ressources critiques

Le problème de partage de ressources critiques est abordé par de nombreux travaux. [FLS01] propose une approche hybride pour la résolution du problème de coloration de graphe. L'approche repose sur un algorithme génétique combiné à un processus de recuit simulé⁴. Le caractère évolutionniste de l'algorithme génétique permet à cette approche de faire face à la dynamique des problèmes complexes que nous abordons, mais le processus de résolution est centralisé et est ainsi incompatible avec ces mêmes problèmes (*cf.* [paragraphe I.A.1.2.e](#)).

[GV92] aborde le problème d'ordonnancement selon une approche SMA. Le problème résolu ne considère pas de contraintes chronologiques, les interdépendances entre les allocations sont donc limitées et de ce fait, la complexité d'un tel problème est beaucoup plus faible que celle des problèmes que nous souhaitons aborder.

Ces approches confirment la complexité des problèmes que nous abordons et la nécessité, y compris dans un cadre applicatif, de tenir compte des différents aspects de cette complexité (*cf.* [section I.A.1](#)).

I.B.2 Contexte industriel

Nos travaux ont été réalisés dans un contexte industriel ayant déjà fait l'objet de précédents travaux de recherche. Ces précédents travaux ont conduit à la définition d'une nouvelle approche pour la résolution du problème de partage de ressources critiques (*cf.* [\[Arm06\]](#)). Cette approche constitue la base de nos travaux à partir de laquelle nous faisons nos propositions.

I.B.2.1 Approche initiale

CESNA (Complex Exchanges between Stigmergic Negotiating Agents) est une approche auto-organisationnelle pour la résolution du problème de partage de ressources critiques. Cette approche exploite un réseau de coordination (comme support de communication) à l'aide d'un processus de négociation décentralisé.

I.B.2.1.a Principes de l'approche initiale L'approche CESNA aborde la résolution de problème selon le cadre défini par [\[Has03\]](#) dans lequel la résolution est définie comme une négociation entre agents situés dont les interactions sont médiées par l'environnement. La résolution

4. Le recuit simulé est une méta-heuristique d'optimisation combinatoire inspirée d'un processus de métallurgie basé sur une alternance de diminutions et d'augmentations (recuits) de la température d'un matériau afin d'en diminuer l'entropie.

de problèmes est ainsi assurée par un couplage entre une structure de coordination (l’environnement) et un processus de coordination stigmergique.

La modélisation du problème de partage de ressources critiques par l’approche CESNA est la suivante : les consommateurs sont représentés par les agents qui sont reliés par un arbre de négociation à des contrats représentant les ressources ou des parts de ressources. Les arbres de négociation sont composés de nœuds exprimant les contraintes d’allocation des différentes ressources aux consommateurs. Ces nœuds s’apparentent à des opérateurs logiques tels que le ET ou le OU. L’ensemble des arbres de négociation des agents, interconnectés *via* les contrats, forment le réseau de coordination qui est l’environnement grâce auquel les agents communiquent. En effet, le réseau, et plus précisément l’ensemble des nœuds qui le composent, sert de support de marquage des informations que les agents s’échangent pour arriver à un consensus d’allocation des ressources. Les agents exploitent ce réseau de coordination grâce à un processus de négociation en deux étapes : chaque agent perçoit son environnement au travers de son arbre puis influence ce même environnement en marquant ses choix sur les contrats (donc les ressources).

Le principe de cette approche repose ainsi sur une coordination stigmergique permise par l’expression du problème en un environnement supportant la communication inter-agents. Les agents dont les choix sont liés par une contrainte caractéristique du problème s’influencent mutuellement afin de maximiser la satisfaction globale du groupe.

I.B.2.1.b Limites de l’approche initiale L’approche CESNA, grâce à une matérialisation du problème à résoudre en un réseau de coordination supportant les échanges inter-agents, montre qu’il est possible de créer une coordination décentralisée permettant la convergence du système vers une solution en séparant la représentation du problème et le processus de résolution. Cette approche souffre pourtant, comme d’autres approches représentant le problème à résoudre par un graphe (telles que ACO, dont la taille de l’espace de recherche croît exponentiellement avec la taille du graphe représentant le problème puisque le nombre de chemins (solutions) possibles au sein du graphe croît exponentiellement avec le nombre de nœuds et d’arêtes), de certaines limites dont la plus gênante est une difficulté de passage à l’échelle. En effet, la taille du réseau de coordination croît de manière exponentielle avec la taille des problèmes car cette représentation de l’espace de recherche est exhaustive : l’ensemble des allocations potentielles des ressources aux consommateurs est représenté. Les conséquences de cette exhaustivité sont une augmentation, avec la taille des problèmes, de la complexité algorithmique des phases de perception et d’influence ainsi que du nombre d’objets à instancier en mémoire. Enfin, la discrétisation des dimensions de l’espace de recherche imposée par la représentation discrète utilisée par cette approche implique une phase de construction du réseau dont la complexité algorithmique croît elle aussi de manière exponentielle avec la taille des problèmes, et interdit l’accès à certaines solutions puisque cette étape réduit l’ensemble des possibilités d’allocation atteignables.

Nous reviendrons plus en détails sur l’approche CESNA dans la [section II.A](#).

I.B.2.2 Apports du contexte industriel

Cette thèse a été réalisée dans le cadre d’une collaboration entre le LIESP (Laboratoire d’Informatique pour l’Entreprise et les Systèmes de Production) et l’éditeur de logiciel pour l’allocation dynamique de ressources OSLO Software. Le contexte industriel offert par cette entreprise a permis à ces travaux d’être confrontés concrètement aux problématiques métiers. Les impératifs d’industrialisation de nos prototypes développés selon nos modèles théoriques, dans le cadre d’une amélioration continue des performances de la solution fournie, ont orienté notre organisation du travail vers des cycles de développement relativement courts, limitant ainsi les

phases de recherche théorique, mais ont permis une validation industrielle complémentaire confirmant les performances de notre approche. Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire ne sont ainsi qu'une dimension de notre rôle au sein de cette collaboration industrielle qui inclut le transfert de compétences à l'équipe de développement et la participation à l'industrialisation des prototypes de recherche.

I.C Synthèse du contexte scientifique et applicatif

Les problématiques abordées par ces travaux sont multiples. La plus concrète d'entre elles concerne le besoin applicatif d'un système capable de résoudre des problèmes combinatoires complexes tels que nous les avons définis dans la [section I.A.1](#). La résolution de tels problèmes requiert une approche capable, entre autres, de s'adapter efficacement aux évolutions rapides de ses caractéristiques. Le paradigme multi-agents fait preuve de prédispositions (capacité d'adaptation, distribution et décentralisation du processus de résolution, *etc.*) certaines pour la résolution de ce problème mais soulève une problématique plus vaste encore : la gouvernance des systèmes complexes, c.-à-d. un contrôle endogène auto-adaptatif de l'activité interne d'un système complexe en fonction de son comportement global. En effet, nous avons vu dans la [section I.A.2](#) l'importance d'un parcours efficace de l'espace de recherche dans le cadre de la résolution de problèmes complexes. Nos propositions tentent ainsi, si ce n'est de répondre à la problématique générale de la gouvernance des systèmes complexes, d'apporter des éléments de réponse en définissant les mécanismes d'un guidage endogène de l'activité d'un SMA. À partir d'une approche initiale imposée par le contexte industriel de ces travaux (CESNA), nous élaborons plusieurs propositions permettant de repousser les limites de cette approche (*cf.* [section II.B.2.1](#) et [section II.B.2.2](#)) et de mettre en œuvre des mécanismes endogènes dotant un SMA de la capacité à orienter sa propre activité (*cf.* [section II.B.2.3](#)).

Chapitre II

Propositions

Sommaire

II.A Approche initiale : CESNA	23
II.A.1 Motivations	23
II.A.1.1 Description du réseau de coordination	23
II.A.1.1.a Arbre de coordination individuel	24
II.A.1.1.b Réseau de coordination collectif	25
II.A.1.2 Description du processus de coordination	27
II.A.1.2.a Processus de coordination individuel	27
II.A.1.2.b Processus de coordination collectif	29
II.A.2 Limites	30
II.A.2.1 Représentation exhaustive	30
II.A.2.2 Discrétisation de l'espace de recherche	31
II.B Évolutions	32
II.B.1 Vue synthétique des évolutions	32
II.B.1.1 CESNA	33
II.B.1.2 Modèle Dynamique	33
II.B.1.3 Modèle Continu	33
II.B.1.4 MANA	34
II.B.2 Description détaillée des évolutions proposées	34
II.B.2.1 D'une représentation exhaustive à une représentation partielle	34
II.B.2.1.a Concepts mis en œuvre	34
II.B.2.1.b Répercussions	34
II.B.2.1.c Impacts sur les performances	37
II.B.2.2 D'une représentation discrète à une représentation continue	38
II.B.2.2.a Concepts mis en œuvre	39
II.B.2.2.b Évolution algorithmique	39
II.B.2.2.c Répercussions	40
II.B.2.2.d Impacts sur les performances	41
II.B.2.3 Catalyse de la construction de solutions : contrôle endogène de l'activité	41
II.B.2.3.a Concepts mis en œuvre	42
II.B.2.3.b Répercussions	44
II.B.2.3.c Impacts sur les performances	47
II.C Perspectives	48

II.C.1 Mécanisme d'ajustement local	49
II.C.2 Parallélisation du processus de résolution	49
II.C.3 Intégration des perturbations	50
II.C.4 Optimisation multi-critères	50
II.D Synthèse des contributions	50

Nous présentons dans ce chapitre les différentes propositions que nous avons réalisées. Nous commençons par présenter l'approche initiale issue du contexte industriel de ces travaux, ses motivations et ses limites. Nous détaillons ensuite les évolutions que nous lui avons apportées en réponse aux différentes limitations identifiées (*cf.* [section II.B.2.1](#) et [section II.B.2.2](#)). Nous terminons par la proposition de mécanismes endogènes que nous avons définis au sein d'un nouveau modèle (*cf.* [section II.B.2.3](#)) afin de répondre à la problématique du guidage endogène des SMA.

II.A Approche initiale : CESNA

Ces travaux font suite aux travaux réalisés par Frédéric Armetta (*cf.* [\[Arm06\]](#)) sur une approche auto-organisationnelle pour le partage de ressources critiques (CESNA). Cette approche est ainsi l'amorce des travaux présentés dans ce document et donnera lieu, comme nous allons le voir dans les sections suivantes, à de nouvelles propositions.

II.A.1 Motivations

CESNA (*Complex Exchanges between Stigmergic Negotiating Agents*) est une approche de résolution de problèmes de partage de ressources critiques reposant sur des agents réactifs communiquant par stigmergie. De manière analogue au cas des insectes sociaux dans lequel l'environnement fournit un support pour l'expression du problème à résoudre (la termitière elle-même lors de sa construction par les termites, les chemins vers des sources de nourriture dans le cas du fourrageage par les fourmis, *etc.*) l'approche CESNA matérialise le problème à résoudre en un environnement supportant les échanges entre les agents sous la forme d'un réseau de coordination. Cette approche repose sur une séparation explicite de la représentation du problème (réalisée à l'aide d'un **réseau de coordination** composé d'éléments modulaires) et du processus de résolution assuré par un **processus de coordination** composé des comportements des agents. La coordination des agents est permise par des liens explicites d'influence entre agents matérialisant les contraintes d'allocation du problème et permettant aux influences locales entre agents de se propager globalement au sein du réseau de coordination réduisant ainsi le phénomène de suractivité agent (décrit par [\[PBMS03\]](#)) très fréquent dans le cadre de la résolution de tels problèmes par des approches multi-agents. Les agents alors situés dans l'environnement ainsi matérialisé prennent part à la négociation en confrontant leurs objectifs individuels aux objectifs globaux du système (*cf.* l'ÉcoRésolution développée par [\[Fer89\]](#)). Un équilibre entre exploration et exploitation de l'espace de recherche est assuré par des paramètres définissant une probabilité de choix aléatoires par les agents (permettant ainsi l'exploration) et des mécanismes de marquage renforçant les configurations pertinentes, c.-à-d. correspondant à des solutions (permettant ainsi l'exploitation).

II.A.1.1 Description du réseau de coordination

Le réseau de coordination exprime de façon logique les relations entre les consommateurs et les ressources du problème et matérialise l'environnement dans lequel évoluent les agents. Notre expérience des différentes possibilités d'expression offerte par ce réseau de coordination nous conduit le plus souvent à représenter les consommateurs par les agents tandis que les ressources, ou des parts de ressources (selon une décomposition temporelle et/ou physique), sont représentées par des contrats. Cette notion de contrat fait référence à un accord entre un consommateur et une ressource pour l'allocation de la ressource au consommateur à une date/position précise. Le

réseau de coordination est constitué d'un ensemble de nœuds interconnectés reliant les agents aux contrats (les agents ainsi que les contrats sont eux-mêmes des nœuds du réseau). Les nœuds reliant les agents aux contrats s'apparentent aux opérateurs logiques de l'algèbre de Boole tels que le ET ou le OU et permettent d'exprimer les contraintes d'allocation correspondant au problème à résoudre. L'ensemble des nœuds reliant un agent à des contrats constitue l'arbre de coordination de l'agent.

Nous utiliserons dans ce chapitre un problème jouet pour illustrer les différents concepts que nous présentons. Ce problème consiste, par analogie au jeu du Tangram, à couvrir une surface donnée à l'aide de pièces spécifiques indéformables (*cf.* [figure II.1](#)).

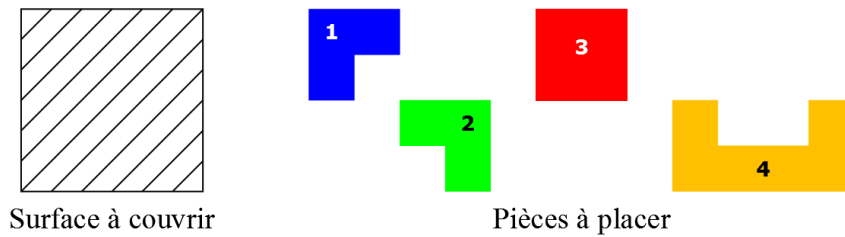


FIGURE II.1 – Problème jouet consistant à couvrir une surface donnée à l'aide de pièces indéformables.

Dans le cas de ce problème jouet, la ressource est la surface à couvrir et les consommateurs sont les pièces à placer sur cette surface. Les pièces ne peuvent se superposer et sont indéformables mais il est possible de leur faire subir une rotation selon un axe perpendiculaire au plan de la surface. Quelques exemples de solutions possibles à ce problème sont présentés sur la [figure II.2](#).

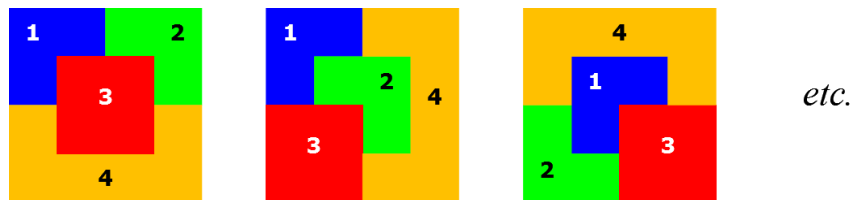


FIGURE II.2 – Exemples de solutions au problème jouet.

II.A.1.1.a Arbre de coordination individuel Un exemple d'arbre de coordination d'un agent correspondant à ce problème jouet est présenté sur la [figure II.3](#). Selon une modélisation classique de l'approche CESNA, les agents représentent les pièces à placer (les consommateurs) et les contrats représentent les parts de ressources. La ressource est discrétisée en seize parts identiques (nous reviendrons plus en détails sur cette notion de discrétisation dans la [section II.A.2.2](#)). **Par souci de lisibilité, la ressource est dupliquée pour chaque possibilité d'allocation figurée mais une seule ressource est disponible pour ce problème.** L'arbre de coordination de chaque agent est composé à sa racine d'un nœud OU permettant à l'agent de disposer de plusieurs allocation potentielles différentes. Les pièces représentées par les agents couvrent plusieurs parts de ressources, un agent doit donc valider plusieurs contrats pour valider la position de la pièce qu'il représente sur la ressource. Chaque allocation se matérialise alors dans l'arbre de coordination d'un agent par un nœud ET entre les différents contrats nécessaires au positionnement de la pièce. Comme nous le verrons dans la [section II.A.2.1](#), l'ensemble des allocations possibles est matérialisé dans l'arbre de coordination de l'agent (mais n'est pas

représenté sur cette figure par souci de lisibilité).

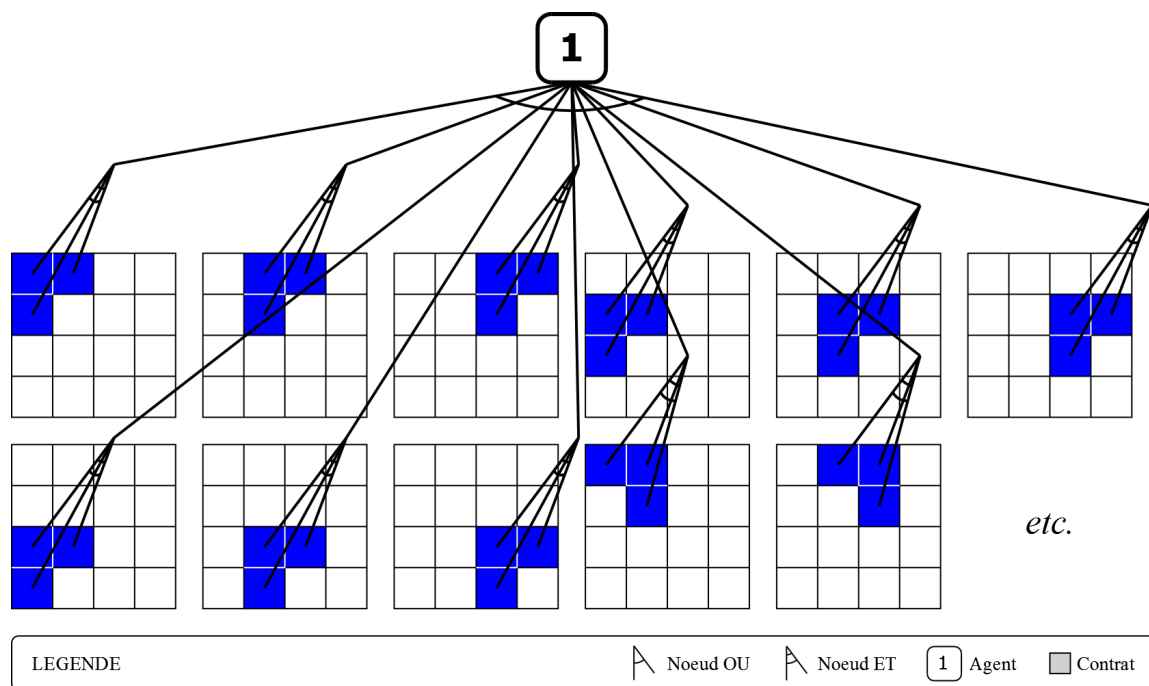


FIGURE II.3 – Arbre de coordination d'un agent.

II.A.1.1.b Réseau de coordination collectif Selon les caractéristiques du problème à résoudre, les allocations de ressources à certains consommateurs peuvent être soumises à des contraintes. Ces contraintes peuvent être de différents types dépendant du problème abordé : contraintes chronologiques dans le cas du problème d'ordonnancement (telle une séquence définissant un ordre relatif entre les tâches à réaliser), contraintes d'incompatibilité (telles que dans le cas du problème de k -coloration où deux sommets voisins ne peuvent avoir la même couleur), *etc.* Ces contraintes impactent les choix réalisables par les agents : lors de son choix, un agent sera influencé par les choix antérieurs d'autres agents. Ces influences sont matérialisées dans le réseau de coordination par des liens spécifiques entre les arbres des agents dont les choix sont mutuellement contraints. Pour illustrer ce concept dans le cas de notre problème jouet, nous avons choisi d'expliciter la contrainte qui interdit la superposition de deux pièces. Nous pouvons remarquer que la seule contrainte de contact entre les pièces est implicite du fait de la taille nécessaire et suffisante de la surface à couvrir : les pièces ne pouvant se superposer, elles ne peuvent être qu'en contact. Nous avons représenté (de façon non exhaustive) sur la [figure II.4](#) les liens d'influence entre les arbres de coordination des agents 2 et 4 et matérialisant la contrainte d'allocation entre les pièces correspondantes. Les liens d'influence requièrent la définition de nouveaux nœuds : les OU_i (i pour inondation) et ET_i (i pour influencé). Ces nœuds sont dits hybrides car ils combinent des comportements des nœuds dits classiques tels que le ET ou le OU. Le rôle du ET_i est de permettre à un agent de percevoir et d'influencer les choix des autres agents. Le rôle du OU_i est de mutualiser ces perceptions et influences d'une même allocation depuis/vers les allocations compatibles des autres agents. Le fonctionnement de ces nœuds hybrides sera abordé plus en détails dans la [section II.A.1.2](#). Les liens d'influence matérialisés sur la [figure II.4](#) expriment la compatibilité entre les allocations représentées de la pièce 2 et l'une des allocations

représentées de la pièce 4. Les autres allocations représentées de la pièce 4 ne sont compatibles avec aucune allocation de la pièce 2 parmi celles qui sont représentées, il n'existe donc pas de liens d'influence entre ces possibilités.

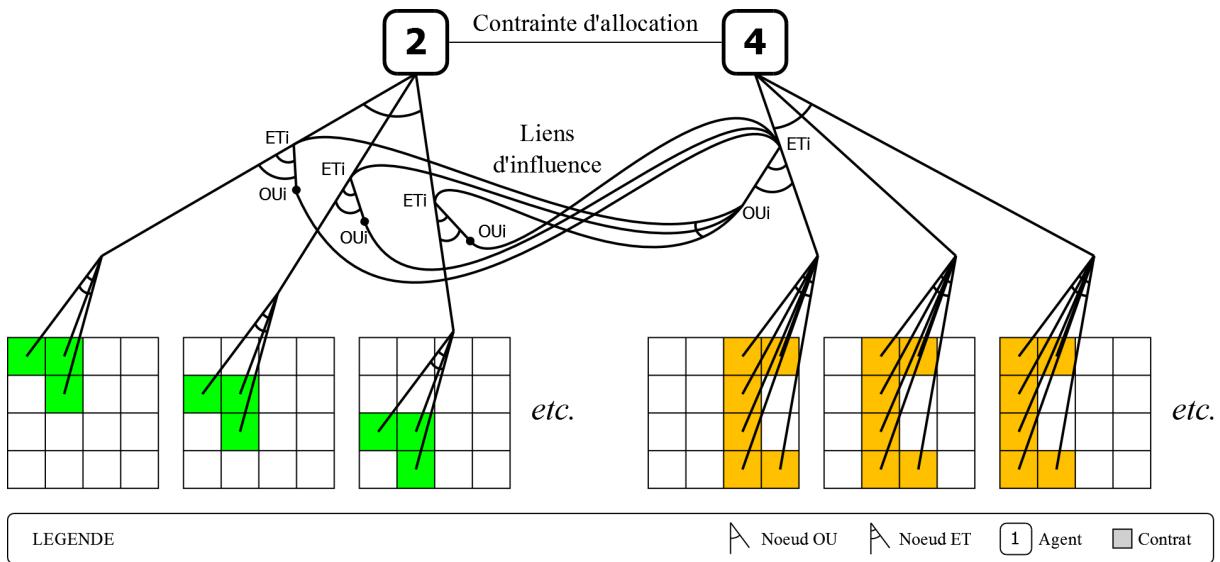


FIGURE II.4 – Liens d'influences entre les arbres de coordination des agents.

Bien que non exhaustive en ce qui concerne les possibilités d'allocation et les liens d'influence représentés, la figure II.5 illustre la complexité du réseau de coordination matérialisant un simple problème jouet.

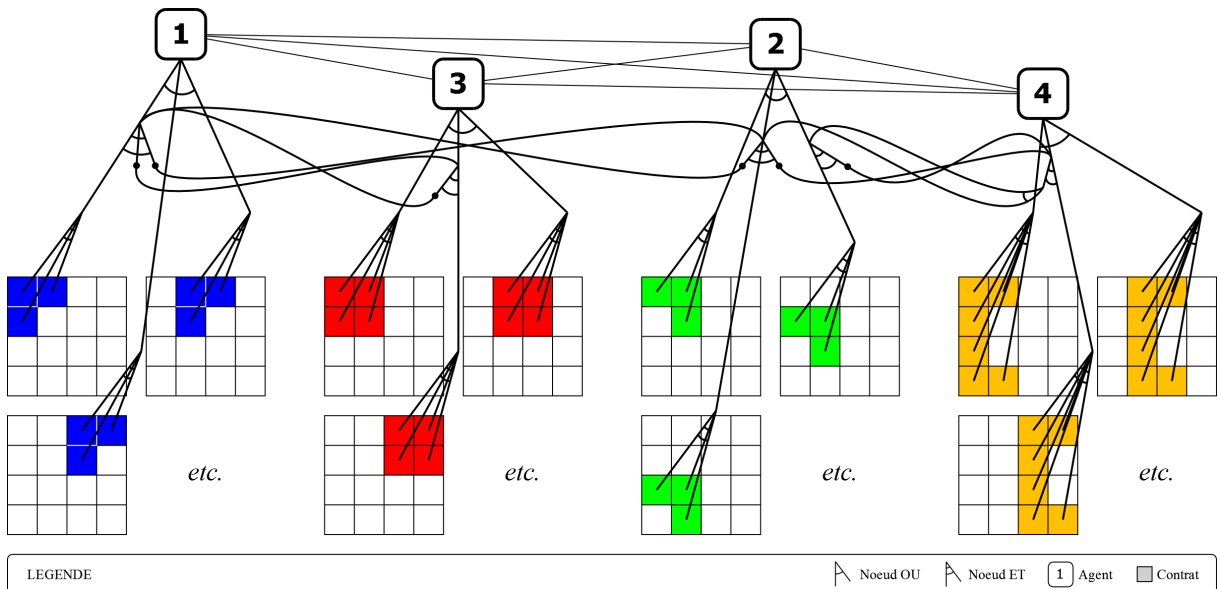


FIGURE II.5 – Réseau de coordination correspondant au problème jouet (les liens d'influence ne sont pas tous représentés par souci de lisibilité).

II.A.1.2 Description du processus de coordination

Nous venons de voir dans la section précédente que l'environnement supportant les interactions inter-agents de CESNA est un réseau matérialisant le problème. Ce réseau est exploité par un processus de coordination qui régit les échanges d'informations et ainsi les marquages réalisés dans l'environnement, c.-à-d. sur les nœuds du réseau. Les informations échangées sont des valeurs numériques, généralement de l'ensemble des nombres entiers ou des nombres réels, dont la sémantique peut varier selon le problème à résoudre et sa modélisation, mais qui le plus souvent reflète la valeur des choix possibles des agents en fonction de l'état courant de la coordination. Nous allons aborder dans un premier paragraphe les deux phases constituant ce processus de coordination avant de présenter dans un second paragraphe les mécanismes permettant le respect des contraintes d'allocation.

II.A.1.2.a Processus de coordination individuel Le processus de coordination fonctionne en deux phases distinctes : la perception et l'influence. La phase de perception est, comme son nom l'indique, une phase de collecte d'informations permettant de connaître l'état courant de l'environnement. La phase d'influence a pour fonction de marquer dans l'environnement les choix réalisés par les agents et de propager au sein de ce même environnement les influences inter-agents. Ces deux phases sont à l'initiative des agents et fonctionnent par propagation de proche en proche : un agent perçoit/influence la racine de son arbre qui perçoit/influence ses fils dans ce même arbre et ainsi de suite jusqu'aux contrats.

Ainsi, à chaque étape de la phase de perception, un nœud interroge ses fils afin de récupérer leurs valeurs à partir desquelles il calcule sa propre valeur selon sa fonction logique (un OU ne retient que la valeur maximale de ses fils alors qu'un ET calcule une moyenne des valeurs de tous les fils). Les contrats étant les feuilles des arbres de coordination des agents, ce sont leurs valeurs qui déterminent par propagation les valeurs de tous les nœuds des arbres. Les valeurs des contrats sont calculées au moment de la perception et dépendent de l'agent qui réalise la perception : si le contrat n'est pas libre, l'agent qui détient le contrat percevra une valeur positive qui confirme le choix de l'agent alors qu'un autre agent ne détenant pas le contrat percevra une valeur négative indiquant que le contrat n'est pas libre ; à l'inverse si le contrat est libre, sa valeur est positive quelque soit l'agent qui la perçoit, et ce jusqu'à ce qu'un agent décide de le prendre. Cet arbitrage des conflits réalisé par les contrats est le comportement de base qui peut, selon les problèmes, être influencé par des facteurs propres au problème. Un exemple classique est la notion de priorité entre les consommateurs qui régit leurs accès aux ressources du point de vue métier et qui impacte l'arbitrage des contrats en cas de conflits. Par exemple, un agent qui détient une ressource peut être "remplacé" par un autre agent plus prioritaire mais pas par un agent moins prioritaire. De plus, afin de garantir un équilibre entre l'exploration de l'espace de recherche et l'exploitation des solutions en cours de construction, la réponse des contrats n'est pas déterministe. Un contrat a la capacité de changer de "propriétaire" (l'agent qui détient le contrat) selon une probabilité dépendant d'un paramètre d'exploration, en retournant une valeur positive et non pas négative lors de la perception par un agent qui ne détient pas le contrat (et qui n'est pas prioritaire). Ce mécanisme d'exploration permet au système d'éviter les *optima* locaux (solution partielle dans laquelle une majorité d'agents est satisfaite).

De façon analogue, à chaque étape de la phase d'influence, un nœud propage une influence à tous ses fils selon sa fonction logique (un OU influence positivement le fils qui a la valeur maximale et négativement les autres alors qu'un ET propage la même influence qu'il a reçue à tous ses fils (par inondation)). Une influence positive permet à un agent d'exprimer sa préférence pour un(des) contrat(s) particulier(s) et de s'allouer un contrat (ou de confirmer l'allocation d'un

contrat). À l'inverse, une influence négative permet à un agent d'exprimer son désintérêt pour un(des) contrat(s) et de libérer un contrat qu'il détenait.

Revenons à notre problème jouet : la figure II.6 représente les phases de perception et d'influence au sein de l'arbre de coordination d'un agent.

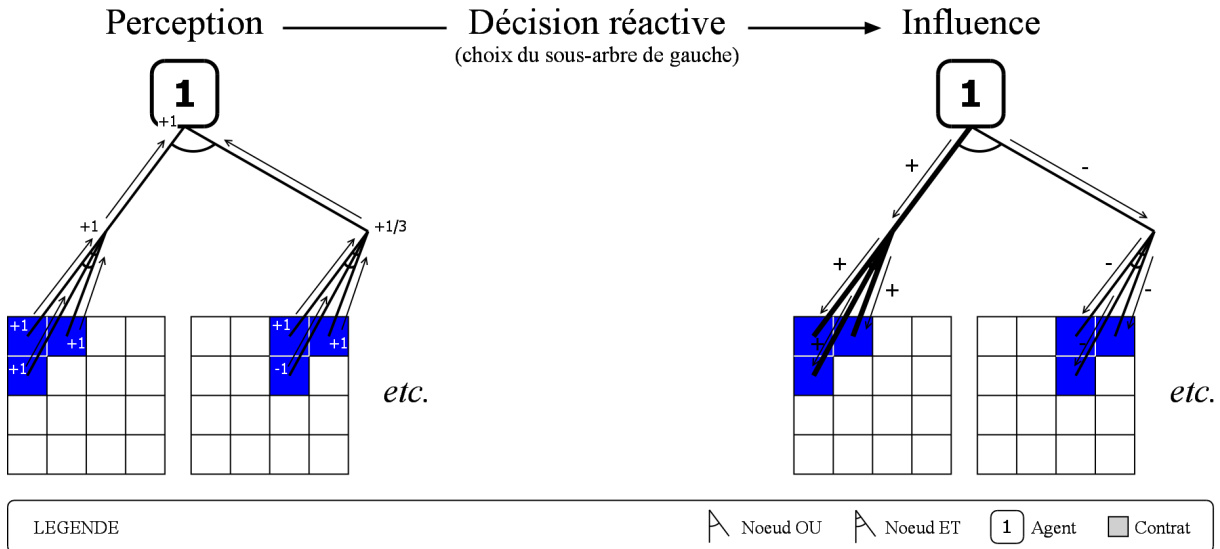


FIGURE II.6 – Processus de coordination au sein d'un arbre de coordination.

Dans cet exemple, lors de la phase de perception, les trois contrats correspondant à l'allocation de gauche sont libres et retournent ainsi chacun la valeur +1 suite à la perception réalisée par le ET (qui est lui-même perçu par le noeud OU racine de l'arbre de coordination, qui est lui-même perçu par l'agent). Le noeud ET (qui exprime le besoin de valider ces trois contrats simultanément) calcule ensuite une moyenne de ces trois valeurs (soit +1) et la retourne au noeud OU racine de l'arbre. À l'inverse, l'un des trois contrats correspondant à l'allocation de droite n'est pas libre et retourne ainsi la valeur -1 alors que les deux autres contrats retournent chacun la valeur +1. La moyenne calculée et retournée au noeud OU par le noeud ET vaut dans ce cas +0.3. Des deux allocations le noeud OU racine de l'arbre de coordination de l'agent retient celle de gauche puisqu'elle dispose de la plus grande valeur qui correspond au fait que tous les contrats sont libres. Dans le cas où l'un des contrats n'aurait pas été libre, la valeur de l'allocation de gauche aurait été inférieure à 1 mais supérieure à la valeur de l'allocation de droite (en toute logique elle vaudrait 0.33). Pourquoi retenir et choisir alors une allocation qui ne respecte pas l'intégralité des contraintes ? La construction d'une solution basée uniquement sur les choix des allocations respectant l'intégralité des contraintes d'allocation n'est pas nécessaire : en choisissant des allocations partiellement satisfaisantes, le système réalise des compromis qui seront corrigés ultérieurement au cours de la coordination. Ces compromis permettent à un agent d'orienter la construction de la solution dans une direction différente voire opposée à celle retenue par les autres agents. La possibilité de choisir des allocation partiellement satisfaisantes au cours de la coordination est nécessaire au système pour pouvoir remettre en cause des choix antérieurs.

Ensuite, lors de la phase d'influence, le noeud OU propage logiquement une influence positive sur le sous-arbre correspondant à l'allocation de gauche et une influence négative sur celui de l'allocation de droite. Les noeuds ET propagent les influences aux contrats qui seront, pour ceux de gauche, alloués à l'agent 1, et ceux de droite, libres s'ils étaient précédemment alloués à

l'agent 1.

II.A.1.2.b Processus de coordination collectif Nous avons vu dans la [section II.A.1.1](#) que les contraintes d'allocation sont matérialisées dans le réseau de coordination par des liens explicites entre les arbres de coordination des agents. Les influences entre agents sont propagées dans le réseau de coordination à l'aide de nœuds hybrides qui peuvent combiner des comportements de perception et d'influence de différents nœuds dits classiques :

- le nœud ET_i (i pour influencé) fonctionne comme un nœud ET classique à la différence près que la moyenne qu'il calcule est modifiée par les influences qu'il reçoit en provenance des arbres de coordination d'autres agents ;
- le nœud OU_i (i pour inondation) fonctionne comme un nœud OU classique pour la phase de perception (retourne la plus grande valeur parmi celles des nœuds fils) et comme un ET pour la phase d'influence : il propage la même influence à tous les nœuds fils. Ce nœud OU_i permet ainsi de propager les influences consécutives aux choix d'un agent aux autres agents dont les choix en dépendent (phase d'influence) et de vérifier que l'allocation correspondant au sous-arbre auquel il appartient est cohérente avec les allocations des autres agents (phase de perception).

La [figure II.7](#) présente les phases de perception et d'influence dans le cas de deux agents dont les choix se contraignent mutuellement.

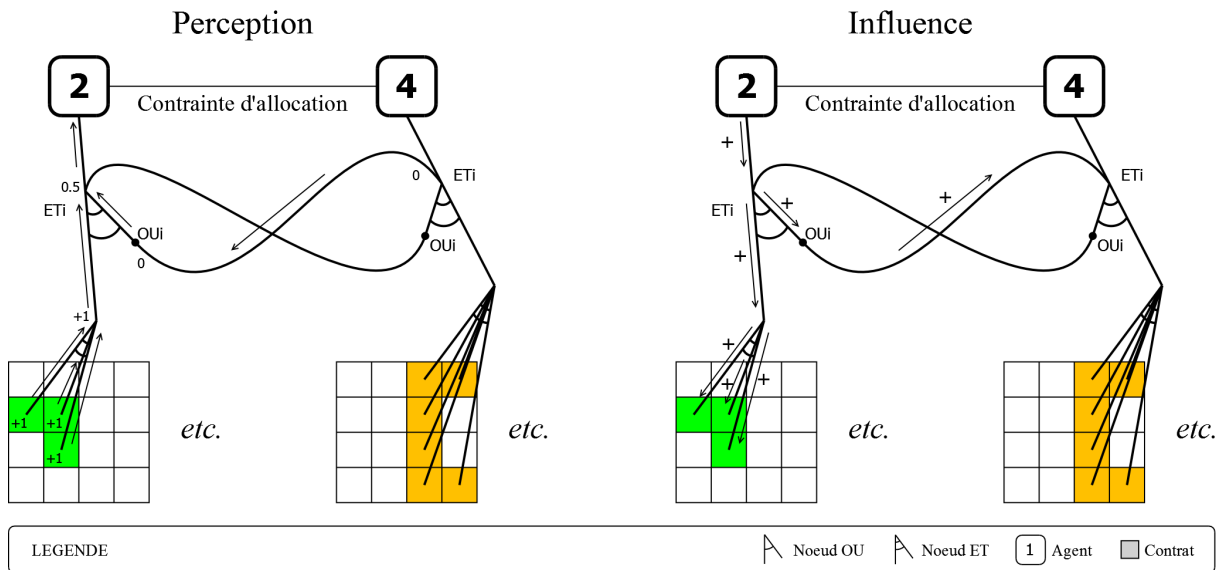


FIGURE II.7 – Perception et influence entre agents.

Sur cette figure, une seule allocation est représentée par agent, et seules les phases de perception et influence de l'agent 2 sont représentées. Lors de la perception, le ET_i perçoit le ET entre les contrats (qui sont tous libres) et le OU_i qui est connecté au sous-arbre de l'agent 4 correspondant à l'allocation de la pièce 4 figurée à droite. La valeur perçue par le OU_i sur le ET_i de l'agent 4 dépend du type d'influence que ce ET_i a reçue lors de la dernière phase d'influence : si l'agent 4 a exprimé son intérêt pour cette allocation, en propageant une influence positive, la valeur sera +1 et à l'inverse si l'agent a exprimé un désintérêt pour cette allocation, en propageant une influence négative, la valeur sera 0. Dans le cas de la [figure II.7](#) cette valeur vaut 0, la moyenne retournée par le ET_i de l'agent 2 vaut donc 0.5. Lors de la phase d'influence (positive dans ce

cas, puisque nous considérons que l'agent 2 a choisi l'allocation représentée), le OU_i de l'agent 2 propage à toutes les allocations compatibles (des agents reliés par une contrainte d'allocation à l'agent 2) une influence qui marque sur les différents ET_i correspondants une valeur qui va pondérer la moyenne calculée par ces ET_i . Cette pondération vaut 1 dans le cas d'une influence positive et 0 dans le cas d'une influence négative.

Le réseau de coordination de l'approche CESNA étant exhaustif, l'intégralité des allocations possibles de chaque consommateur est représentée. Il existe ainsi au sein de ce réseau des allocations qui ne permettent pas de respecter l'ensemble des contraintes d'allocation. La figure II.8 représente un exemple d'allocations partiellement compatibles : les allocations des pièces 1, 2 et 4 sont compatibles entre elles, mais elles sont incompatibles avec l'allocation de la pièce 3. En effet, aucune partie du sous-réseau associé à la pièce 3 ne permet d'obtenir une allocation compatible avec les contrats laissés libres par les autres pièces.

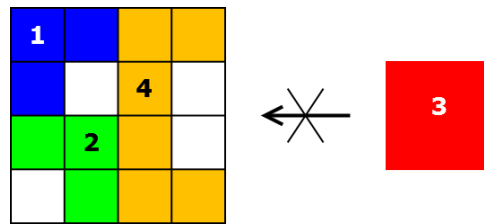


FIGURE II.8 – Exemple d'allocations partiellement compatibles.

La détection de ces configurations est possible grâce aux nœuds OU_i : pour un agent A , chaque nœuds ET_i (correspondant chacun à une allocation potentielle) est connecté à autant de nœuds OU_i qu'il y a d'agents reliés à l'agent A par une contrainte d'allocation. Ainsi, lorsqu'une contrainte d'allocation ne peut être respectée par une allocation, le nœud OU_i correspondant à cette contrainte n'est connecté à aucune allocation compatible puisqu'il n'en existe aucune. Le comportement d'un nœud OU_i , qui consiste à toujours retourner la valeur -1 lorsqu'il n'est connecté à aucun nœud, permet au système de détecter ces cas et informe ainsi l'agent, lors de la phase de perception, du peu d'intérêt que représente une telle allocation.

II.A.2 Limites

La phase d'industrialisation de l'approche CESNA a permis d'identifier deux limites importantes de cette approche dans un contexte industriel, pour lesquelles nous émettons des propositions par la suite.

II.A.2.1 Représentation exhaustive

La limite la plus importante concerne la modélisation même du problème et spécifiquement la représentation de l'espace de recherche associé. Cette représentation de l'espace de recherche repose sur la matérialisation dans un environnement des variables du problème et de leur domaines de valeurs respectifs. Ainsi, dans cet environnement (réseau), chaque agent perçoit l'ensemble des choix qu'il peut réaliser, autrement dit l'ensemble des allocations possibles pour le consommateur qu'il représente. Le système dispose alors d'une vision exhaustive de l'espace de recherche puisque l'intégralité des possibilités d'allocation est représentée et perçue par les agents. Les agents ont ainsi un nombre important de choix à évaluer, ce qui implique une complexité algorithmique importante. De même, le grand nombre de possibilités d'allocation à représenter dans le système implique un grand nombre d'objets et ainsi une occupation mémoire importante.

Ainsi, cette représentation exhaustive de l'espace de recherche est efficace en termes d'expression des problèmes, mais nos expérimentations montrent qu'elle limite la taille des problèmes que CESNA peut résoudre en un temps acceptable et l'empêche ainsi d'aborder les problèmes industriels de grande taille (*cf.* [figure III.4](#) de la [section III.A.1](#)).

II.A.2.2 Discrétisation de l'espace de recherche

La seconde limite de l'approche CESNA concerne aussi la représentation de l'espace de recherche mais cette fois du point de vue de la discrétisation de ses dimensions. Les problèmes de partage de ressources critiques sont des problèmes dont les dimensions sont des grandeurs physiques telles que le temps ou les distances. Les dimensions de ces problèmes, et en conséquence celles des espaces de recherches associés, sont ainsi le plus souvent de nature continue, or, l'approche CESNA repose sur une négociation systémique d'allocations précises et absolues sur les ressources, c.-à-d. des positions discrètes sur ces ressources. La représentation d'espaces de recherche aux dimensions continues impose donc une discrétisation de ces dimensions. [CDE+06] a identifié ce problème de discrétisation des problèmes qualifiés de continus (dont les dimensions des espaces de recherche associés sont continues) sans pour autant y apporter de solution. Nous détaillons par la suite notre contribution à la résolution d'un tel problème.

Ce découpage arbitraire *a priori* de l'espace de recherche est réalisé sur la base d'un paramètre définissant la taille (durée, longueur, *etc.*) des parts de ressources créées. Les performances de l'approche sont directement impactées par la taille des parts de ressources générées car, par définition, ce découpage interdit l'accès à certaines positions de l'espace de recherche donc à certaines solutions. La [figure II.9](#) présente des exemples de positions accessibles et de positions inaccessibles dans un espace de recherche discrétisé. Les positions de droite, bien que théoriquement accessibles dans l'espace de recherche associé au problème, sont inaccessibles dans la représentation discrétisée de l'espace de recherche employée par CESNA.

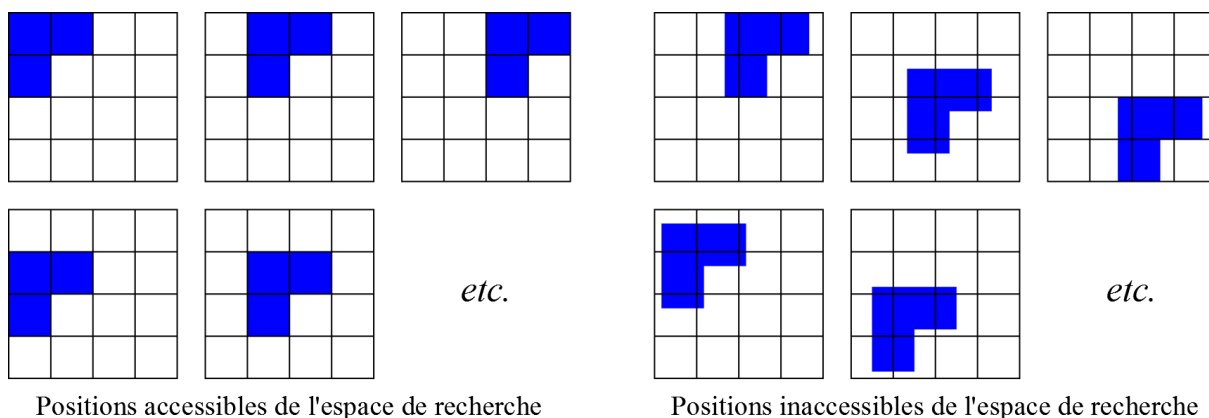


FIGURE II.9 – Exemples de positions accessibles et inaccessibles dans un espace de recherche discrétisé.

Dans ce contexte, maximiser les performances de l'approche équivaut à rechercher un équilibre entre la précision nécessaire (plus la taille des parts est faible, plus le nombre de solutions potentielles atteignables est grand) et la complexité algorithmique (plus la taille des parts est importante, moins le nombre de parts de ressources à générer et à percevoir est grand). En conséquence, lorsqu'il n'existe que peu de solutions par rapport à la taille de l'espace de recherche, l'approche CESNA rencontre de grandes difficultés à converger vers une solution en un temps

acceptable.

La figure II.10 présente l'impact de la précision de la discrétisation de l'espace de recherche sur le nombre de solutions atteignables.

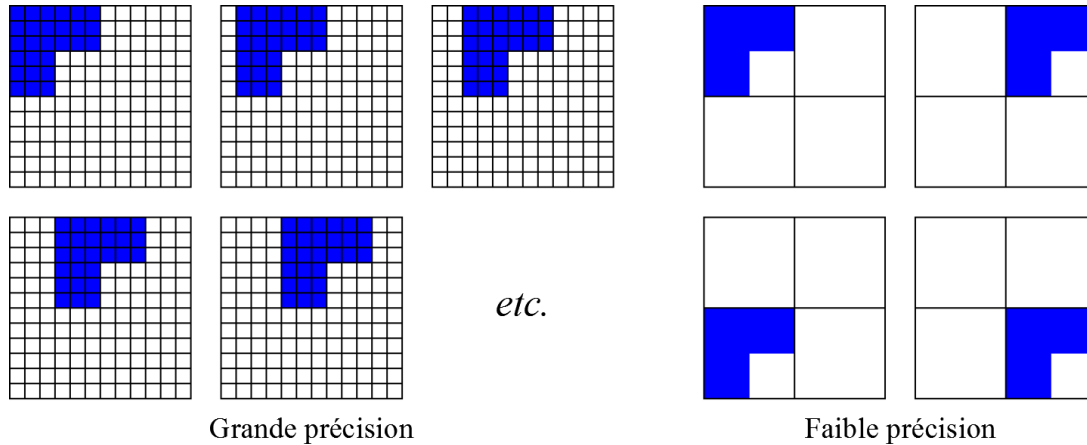


FIGURE II.10 – Positions accessibles de l'espace de recherche en fonction de la précision de la discrétisation (sans rotation ni déformation de la pièce).

II.B Évolutions

Cette section est consacrée aux différentes contributions proposées dans le cadre de ces travaux. La section II.B.1 présente rapidement le cheminement réalisé depuis le modèle initial de l'approche CESNA vers un nouveau modèle essayant de répondre aux problématiques soulevées par les limites de CESNA et à la problématique plus générale du guidage de l'activité du système. La section II.B.2 revient en détails sur les modifications apportées à l'approche à chaque étape de ce cheminement.

II.B.1 Vue synthétique des évolutions

Nous allons présenter dans cette section une synthèse développée par la suite des différents modèles conçus en réponse aux différentes problématiques rencontrées. À la différence du dernier modèle (cf. section II.B.1.4 et section II.B.2.3), les premiers modèles développés suite à CESNA (cf. section II.B.1.2 et section II.B.1.3) n'abordent pas la problématique générale de la gouvernance de l'activité d'un système complexe. En résolvant les problématiques soulevées par les limites de l'approche CESNA, ces premiers modèles se sont pourtant avérés être des étapes intermédiaires indispensables à la conception du dernier modèle. La figure II.11 est une carte représentant la progression de l'approche en fonction des modèles développés et des concepts de représentation qu'ils introduisent afin de répondre aux problématiques identifiées :

- la question du volume dû à l'exhaustivité de la représentation des problèmes de l'approche initiale ;
- la question de la représentation due à la discrétisation arbitraire et *a priori* des espaces de recherche associés aux problèmes requise par l'approche initiale ;
- la question du guidage de l'activité du SMA due à un besoin d'orientation de l'évolution de la structure de coordination introduit par le modèle Dynamique.

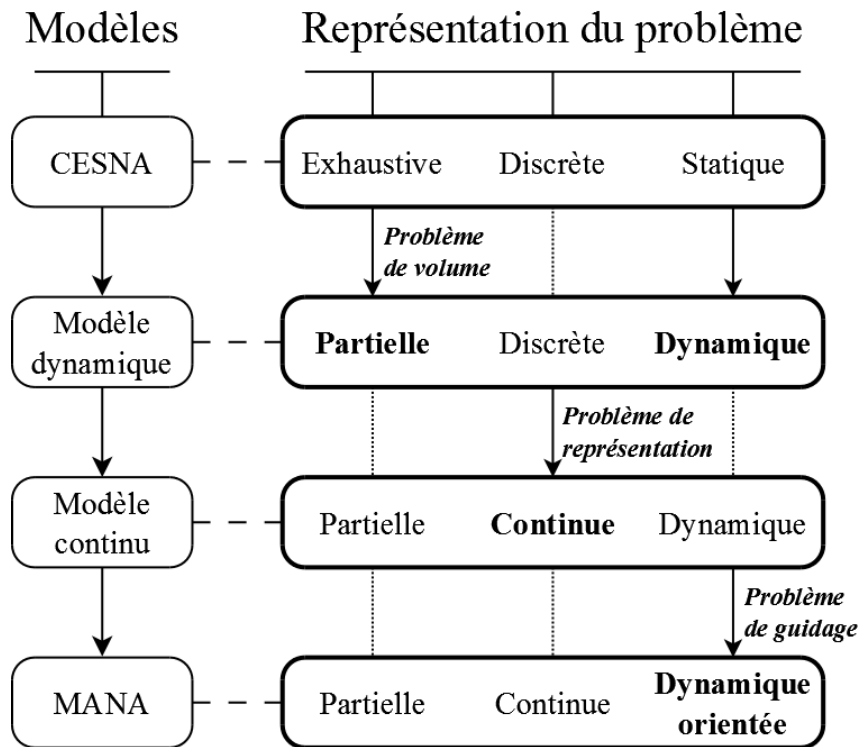


FIGURE II.11 – Progression de l’approche selon les concepts mis en œuvre dans les différents modèles développés.

II.B.1.1 CESNA

L’approche CESNA a été proposée et développée par [Arm06] et en tant que collaborateur au sein de la même entreprise, nous avons participé à la modélisation à l’aide de cette approche d’un problème de partage de ressources critiques spécifique : le problème d’ordonnancement, et avons participé à son industrialisation. Nous avons vu dans la [section II.A.1](#) présentant les principes fondamentaux de l’approche CESNA que le modèle de représentation du problème repose sur un réseau de coordination matérialisant de façon **exhaustive** et **discrète** l’espace de recherche associé au problème.

II.B.1.2 Modèle Dynamique

Le modèle Dynamique est le premier modèle développé suite à l’industrialisation de l’approche CESNA et à l’identification des limites de sa représentation du problème. Ce modèle, dont l’objectif est de résoudre le problème de volume dû à l’exhaustivité de la représentation de l’approche initiale, repose sur une représentation désormais **partielle** et **dynamique** de l’espace de recherche.

II.B.1.3 Modèle Continu

Le modèle Continu est le second modèle développé, dont l’objectif est de résoudre la problématique de la discrétisation arbitraire et *a priori* de l’espace de recherche. Ce modèle, reprenant les principes de la nouvelle représentation partielle et dynamique introduite par le modèle Dynamique, repose sur une représentation **continue** des dimensions de l’espace de recherche.

II.B.1.4 MANA

MANA (Multi-level bAlancing Negotiating Agents) est le dernier modèle que nous avons défini afin de répondre à la problématique de guidage endogène de l'activité d'un SMA. Il reprend ainsi les précédents concepts apportés par les modèles dynamique et continu : une représentation continue, partielle et dynamique de l'espace de recherche. Les concepts apportés par MANA sont des **mécanismes endogènes de guidage** permettant au système d'adapter sa propre activité, autrement dit de guider son exploitation de l'espace de recherche. Les travaux concernant le modèle MANA ont été présentés dans l'article [LACH09].

II.B.2 Description détaillée des évolutions proposées

Cette section revient en détails sur les transitions opérées entre les différents modèles mis au point au cours de ces travaux, et plus particulièrement sur les concepts introduits et leurs répercussions sur l'approche globale. Pour chacun des trois modèles présentés, nous résumons rapidement leur impact sur les performances de l'approche. Ces performances seront abordées plus en détails dans le [chapitre III](#).

II.B.2.1 D'une représentation exhaustive à une représentation partielle

Les premières évolutions de l'approche sont apportées par le modèle Dynamique qui aborde la question de la représentation de l'espace de recherche et plus précisément le caractère exhaustif de cette représentation.

II.B.2.1.a Concepts mis en œuvre Nous avons vu dans la [section II.A.2.1](#) que l'une des limites de l'approche CESNA est le caractère exhaustif de sa représentation de l'espace de recherche. Supprimer le caractère exhaustif de la représentation de l'espace de recherche équivaut, par définition, à ne disposer que d'une représentation partielle de l'espace de recherche. Une représentation partielle induit une perception partielle par les agents des allocations possibles. Les arbres de coordination des agents sont ainsi limités en taille, ce qui réduit la complexité en espace (occupation mémoire) et en temps (quantité d'informations exploitées par les agents).

II.B.2.1.b Répercussions Cette représentation partielle de l'espace de recherche permet de réduire l'occupation mémoire et la complexité algorithmique de l'approche mais interdit l'accès à de nombreuses solutions potentielles. Comment peut-on alors permettre et garantir l'accès des agents à l'ensemble des solutions potentielles du problème ? Cette question n'a de sens que si l'on conserve le point de vue initial de la représentation exhaustive et donc statique de l'espace de recherche. La représentation partielle de l'espace de recherche ne peut en effet couvrir l'ensemble de l'espace de recherche que si elle évolue au cours de la résolution du problème. Le modèle CESNA repose sur une structure de coordination matérialisant le problème (et l'espace de recherche associé) exploitée par un processus de coordination permettant une exploration dite "intelligente" de l'espace de recherche. En effet, le processus de coordination permet d'identifier par le marquage de l'environnement (communication stigmergique, *cf.* [paragraphe I.A.3.1.b](#)) les allocations pertinentes des variables du problème. Nous proposons alors d'étendre l'exploration dite "intelligente" du processus de coordination à la représentation même du problème. Le processus de coordination permet de différencier les possibilités d'allocations matérialisées par les contrats selon leur pertinence par rapport à la solution en cours de construction. Il est alors inutile de matérialiser l'intégralité de ces possibilités : en étendant ce processus à la gestion de la

structure de coordination, le système est en mesure de ne retenir que la structure correspondant à une solution.

Cette représentation partielle et dynamique sous-entend que les arbres de coordination des agents, permettant les interactions inter-agents à l'origine de la construction de la solution, évoluent au cours de la résolution. Nous avons pour cela introduit un nouveau nœud, simplement appelé entité, dont le rôle est d'assurer les "déplacements" des arbres de coordination des agents. Une entité correspond à un ensemble de nœuds : elle regroupe un ET_i et les OU_i nécessaires à la propagation et à la perception des influences entre agents dont les choix sont mutuellement contraints (cf. figure II.12). Ainsi, chaque agent dispose d'une entité pour chaque sous-arbre de coordination qu'il exploite. Un sous-arbre de coordination se définit comme un arbre partiel de coordination permettant la perception d'une sous-partie de l'espace de recherche, c.-à-d. un sous-ensemble des contrats de la ou des ressource(s) que l'agent peut exploiter.

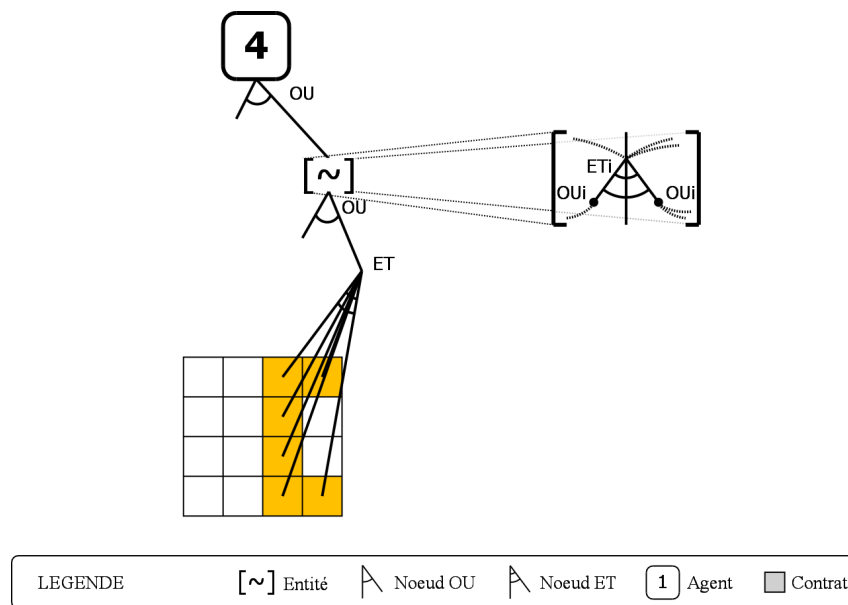


FIGURE II.12 – Contenu d'une entité : les nœuds assurant les influences inter-agents.

Les différents sous-arbres d'un agent lui permettent de percevoir plusieurs sous-parties de l'espace de recherche simultanément, sans atteindre l'exhaustivité de l'arbre de coordination tel qu'il est défini dans le modèle initial (cf. figure II.13). L'évolution des sous-arbres d'un agent est assurée par des déplacements aléatoires entre des positions distinctes de l'espace de recherche. Ces positions de l'espace de recherche ne sont autres que des groupes de contrats localisés dans un même périmètre limité, et perçus par un sous-arbre de coordination.

Remarque : par souci de lisibilité, la notion d'influence entre les agents ne figure pas sur la figure II.13 mais le concept reste applicable aux entités. Pour rappel, dans le cas de ce problème jouet, une seule ressource est disponible, mais par souci de lisibilité, chaque allocation est placée sur une représentation différente de cette même ressource.

Ces déplacements aléatoires des capacités de perception des agents se justifient par la nécessité d'une capacité d'exploration de l'espace de recherche. L'exploitation des solutions prometteuses découvertes au cours de cette exploration est assurée par le processus de coordination des agents qui grâce aux influences échangées au sein du réseau de coordination permet le renforcement des configurations pertinentes. Ainsi, seuls les sous-arbres ne permettant pas aux agents d'obtenir satisfaction sont déplacés, alors que les sous-arbres constituant une/des solution(s)

Représentation exhaustive (et statique)

Représentation partielle (et dynamique)

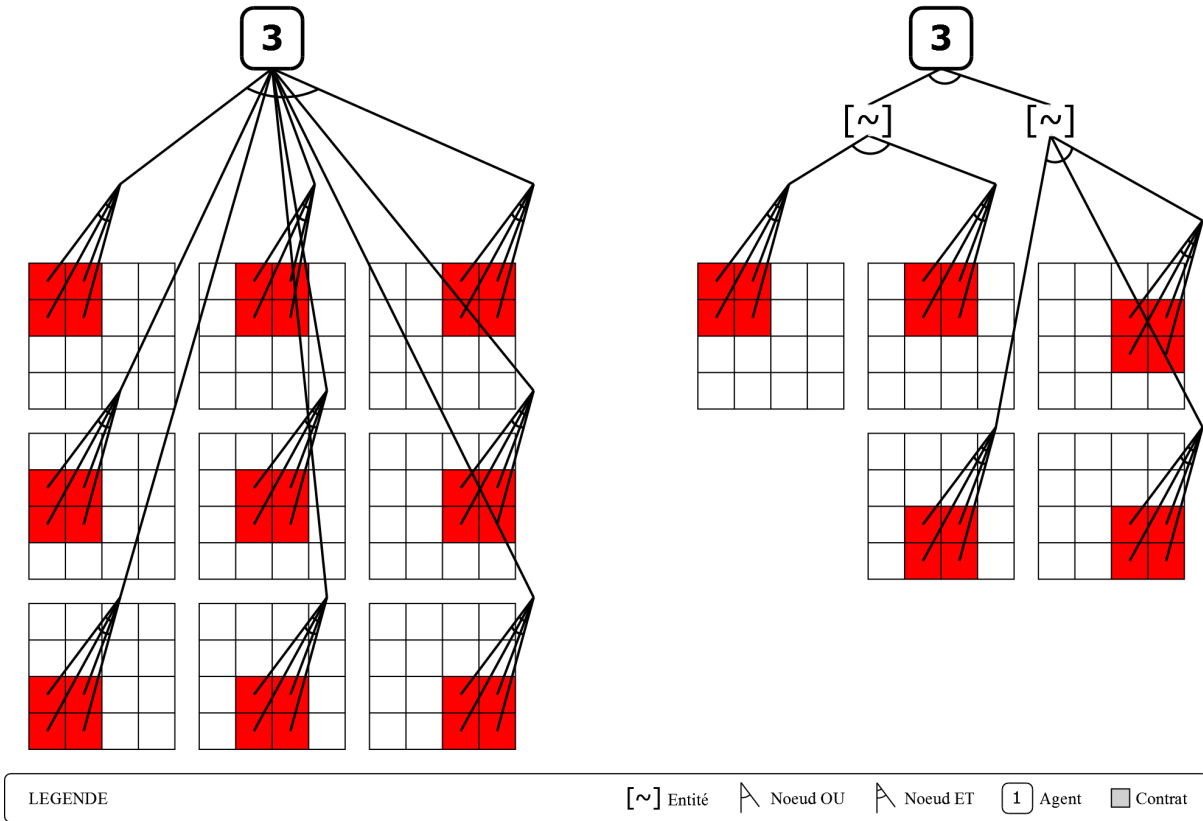


FIGURE II.13 – Évolution des arbres de coordination entre le modèle CESNA et le modèle Dynamique.

partielle(s) sont conservés tant que leur pertinence ne se dégrade pas.

Les modifications de la structure de coordination sont assurées par les agents eux-mêmes. Le comportement agent est ainsi enrichi d'une phase dite de gestion et se compose désormais de deux phases (*cf.* figure II.14 : gestion (de la structure) puis négociation (*via* la structure)).

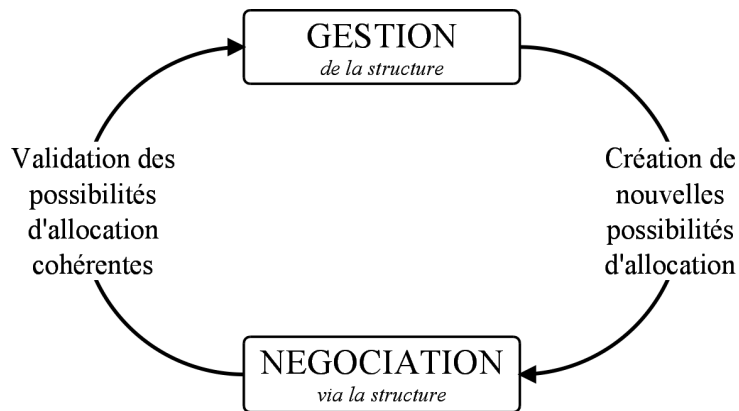


FIGURE II.14 – Interactions entre processus de gestion et processus de coordination.

II.B.2.1.c Impacts sur les performances Toutes les courbes présentées dans ce paragraphe correspondent aux performances des modèles détaillés précédemment en fonction de la taille et de la complexité croissantes des problèmes résolus (*cf.* [section III.A.1](#) pour plus de détails sur les problèmes résolus du type XPYT). Les expérimentations que nous avons menées (*cf.* [chapitre III](#)) montrent que le modèle Dynamique permet la réduction de la taille du réseau de coordination (*cf.* [figure II.15](#) et la [section III.A.3](#)) et ainsi permet la résolution de problèmes de plus grande taille. En revanche, ce modèle nécessite un plus grand nombre de périodes d’acti-

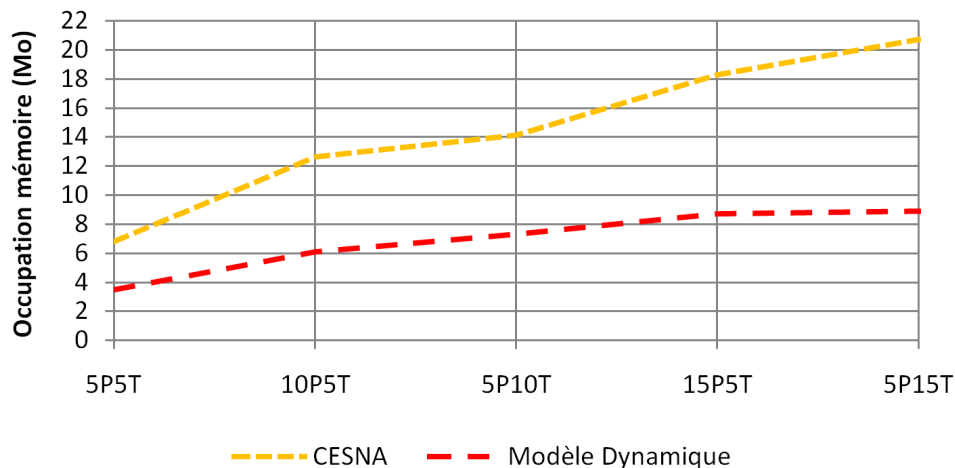


FIGURE II.15 – Impact du modèle Dynamique sur l’**occupation mémoire** nécessaire à la résolution en fonction du problème à résoudre.

tivité pour converger vers une solution par rapport au modèle initial (*cf.* [figure II.16](#)). Ce constat s’explique par l’évolution aléatoire du réseau de coordination qui ne tient ainsi pas compte de l’état courant de la structure pour en déduire les états ultérieurs potentiellement intéressants. Le modèle Dynamique met ainsi en évidence une problématique importante (abordée par le modèle MANA dans la [section II.B.2.3](#)) dans le cadre de la résolution de problèmes complexes : l’orientation du parcours de l’espace de recherche et plus généralement le guidage de l’activité du système. L’analyse détaillée des courbes présentées sur la [figure II.16](#) est réalisée dans la [section III.A.1](#) (expliquant notamment les meilleures performances du modèle Dynamique pour le problème 15P5T et l’incapacité de CESNA comme du modèle Dynamique à résoudre le problème 5P15T).

Suite à ces premiers résultats, une tentative d’orientation de l’espace de recherche a été brièvement menée afin de permettre aux agents d’orienter l’évolution des sous-arbres de coordination. En considérant que le besoin d’orientation de l’évolution des arbres de coordination n’est pertinent que dans le cas où les choix des agents sont mutuellement contraints (deux tâches consécutives d’une même gamme opératoire dans le cas du problème d’ordonnancement ou deux sommets reliés par une arête dans le cas du problème de k -coloration), nous avons doté les agents de nouvelles capacités de perception. Ainsi, lorsque deux agents dont les choix sont corrélés font évoluer leurs sous-arbres, chacun de ces agents a la capacité de percevoir les positions des sous-arbres de l’autre agent. Les agents peuvent ainsi faire évoluer leurs sous-arbres de coordination en tenant compte des contraintes corrélant leurs choix (séquence chronologique, arête d’un graphe, *etc.*). Lorsqu’un agent “déplace” l’un de ses sous-arbres de coordination, il choisit au hasard l’un des sous-arbres d’un agent voisin (c.-à-d. dont les choix contraignent et sont contraints par ceux de l’agent considéré) et positionne son propre sous-arbre relativement à ce sous-arbre afin de

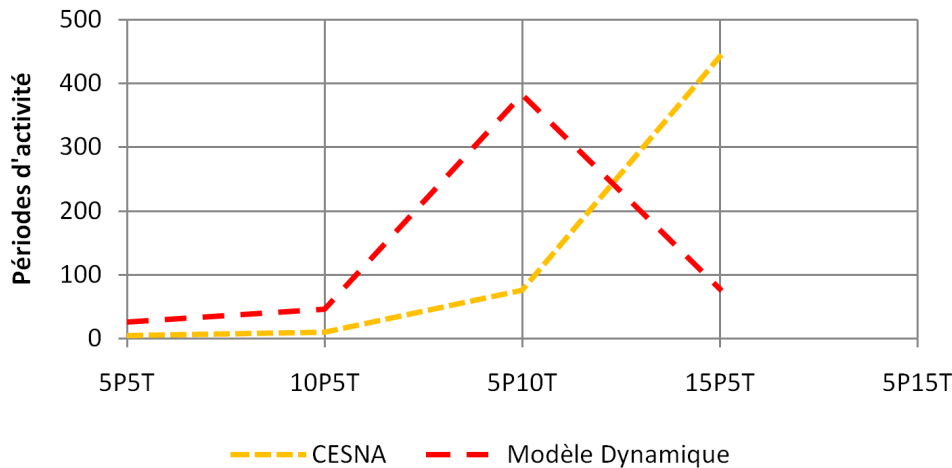


FIGURE II.16 – Impact du modèle Dynamique sur le nombre de **périodes d'activité** nécessaires à la résolution en fonction du problème à résoudre.

respecter les contraintes du problème.

Les mesures réalisées suite à cette évolution empirique du modèle n'ont montré aucun changement significatif des performances de l'approche. Ces résultats s'expliquent par l'absence d'une coordination globale (entre les agents dont les choix sont corrélés par des contraintes d'allocation) de l'évolution des arbres de coordination : le choix des sous-arbres de référence permettant le positionnement d'un sous-arbre ne tient pas compte de la capacité des sous-arbres à satisfaire leurs agents respectifs, autrement dit, leur adéquation à une solution globale en cours de construction.

II.B.2.2 D'une représentation discrète à une représentation continue

La seconde évolution de l'approche concerne la discrétisation arbitraire et *a priori* de l'espace de recherche imposée par CESNA. Nous avons vu dans la [section II.A.2.2](#) que la représentation de l'espace de recherche de l'approche CESNA est inadaptée aux problèmes dont les domaines de valeur des variables sont de nature continue, tels que des problèmes physiques et/ou temporels. La discrétisation arbitraire et *a priori* de l'espace de recherche est justifiée dans l'approche CESNA par la matérialisation du problème et ainsi de l'espace de recherche lui-même, en un environnement supportant les échanges entre les agents (et permettant ainsi la coordination des agents pour la construction d'une solution).

Cette notion de discrétisation peut être comparée par analogie à la notion de maillage employée dans la méthode des éléments finis (*cf.* [DTL05]). La méthode des éléments finis est utilisée en analyse numérique pour résoudre des équations différentielles partielles représentant analytiquement le comportement de systèmes physiques continus (acoustiques, mécaniques, thermodynamique, *etc.*). Cette méthode repose sur un découpage de l'espace selon un maillage qui définit un ensemble de composants élémentaires (surfiques, volumiques, *etc.*) permettant une approximation du système physique réel. La précision des calculs dépend directement du maillage. Les temps de résolution augmentent en effet exponentiellement avec l'augmentation de la finesse du maillage, de manière analogue au temps de résolution de CESNA qui augmente exponentiellement avec la diminution de la taille des parts ressources provoquant une augmentation du nombre de solutions atteignables dans l'espace de recherche. Pour assurer un équilibre

entre la précision des calculs nécessaire et le temps de résolution acceptable, la finesse du maillage (employé dans la méthode de éléments finis) peut varier en fonction des zones d'intérêt de l'espace de recherche (par exemple aux endroits de forte variation de la solution). Nous proposons alors, par analogie, de permettre une perception variable de l'espace de recherche par les agents.

II.B.2.2.a Concepts mis en œuvre Le modèle Dynamique (*cf.* [section II.B.2.1](#)) permet au SMA de fonctionner sans avoir recours à une représentation exhaustive de l'espace de recherche. De ce fait, l'ensemble des allocations possibles (ou plus précisément le plus grand nombre d'allocations possibles accessibles suite à la discrétisation) n'a plus lieu d'être représenté dans le réseau de coordination des agents. Nous avons alors défini un nouveau modèle permettant aux agents de créer des propositions d'allocation dont les positions sur les ressources sont absolues et indépendantes d'une échelle discrète (*cf.* [figure II.17](#)), permettant ainsi une modulation de la perception de l'espace de recherche en positionnant un nombre variable de propositions d'allocation selon la zone de l'espace de recherche considérée. La notion de "propositions d'allocation" remplace alors la notion de contrat utilisée auparavant dans le modèle CESNA et le modèle Dynamique. De plus, la notion d'entité permettant la perception d'un sous-espace de l'espace de recherche est désormais obsolète : un agent ne dispose plus de plusieurs sous-arbres de coordination gérés par des entités, mais de plusieurs propositions d'allocation.

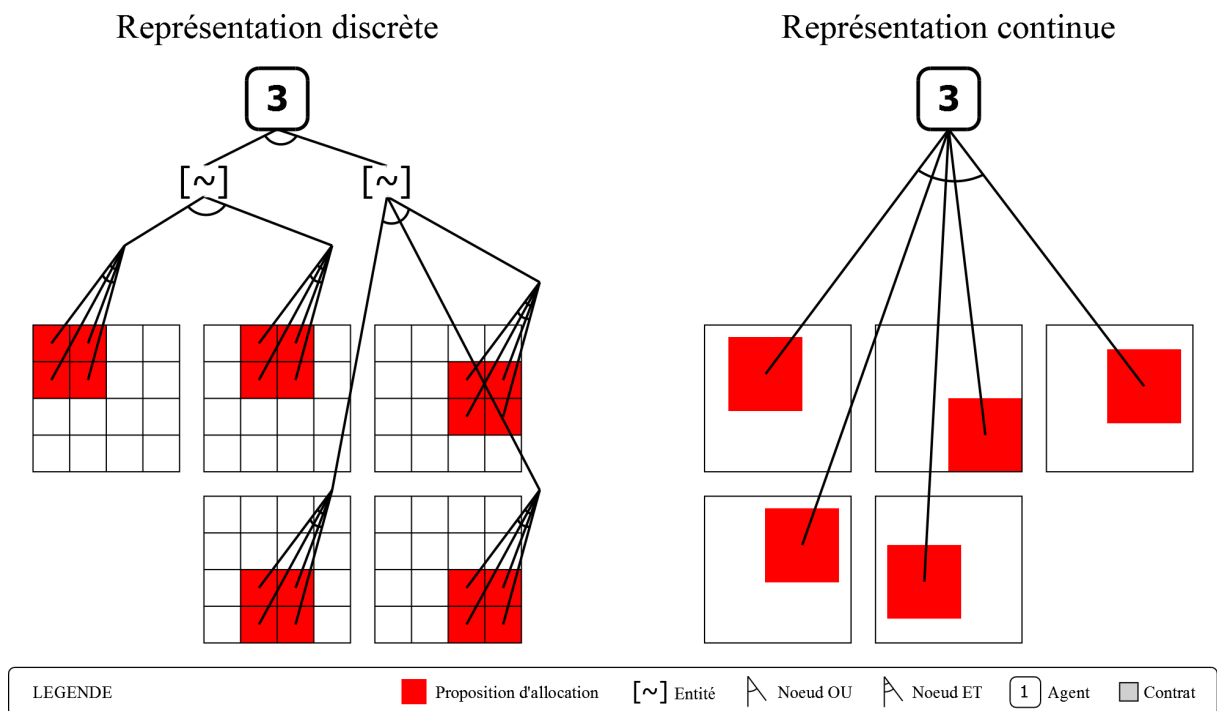


FIGURE II.17 – Évolution des arbres de coordination entre le modèle Dynamique et le modèle Continu.

II.B.2.2.b Évolution algorithmique Des mesures empiriques réalisées au cours du développement du modèle Dynamique ont montré que certains concepts algorithmiques pénalisent les performances de l'approche. L'environnement de coordination de l'approche CESNA est un réseau matérialisant les contraintes d'allocation par combinaison de nœuds logiques (ET, OU,

etc.). Cette conception modulaire facilite l'adaptation de l'approche à de nouveaux problèmes mais n'est plus adaptée à la représentation partielle et dynamique introduite par le modèle Dynamique. L'évolution continue du réseau de coordination au cours de la résolution provoque de nombreuses modifications des arbres de coordination des agents par la création et la suppression de nombreux nœuds et de nombreux liens entre les nœuds.

Nous avons alors profité du développement du modèle Continu pour simplifier les arbres de coordination des agents afin de réduire la complexité algorithmique des modifications du réseau de coordination. Les liens les plus coûteux à maintenir étant les liens entre les arbres des agents dont les choix sont mutuellement contraints, nous avons ainsi introduit un nouveau concept permettant de gérer les influences échangées entre ces agent. Par analogie aux réseaux informatiques, nous avons doté chaque agent d'un routeur chargé du routage des informations échangées entre des agents dont les choix sont mutuellement contraints. Les arbres de coordination des agents se trouvent ainsi simplifiés puisque débarrassés des nœuds ET_i et OU_i nécessaires aux influences entre agents, ainsi que des entités permettant la perception d'un sous-espace de l'espace de recherche. Le routeur d'un agent devient ainsi la racine de son arbre de coordination qui se contente de connecter l'agent aux propositions d'allocation sur les ressources (cf. [figure II.18](#)). Un arbre de coordination n'est donc plus composé que de nœuds ET et OU si nécessaires à l'expression des contraintes d'allocation, et le routeur propage les influences entre les propositions d'allocation d'agents dont les choix sont mutuellement contraints.

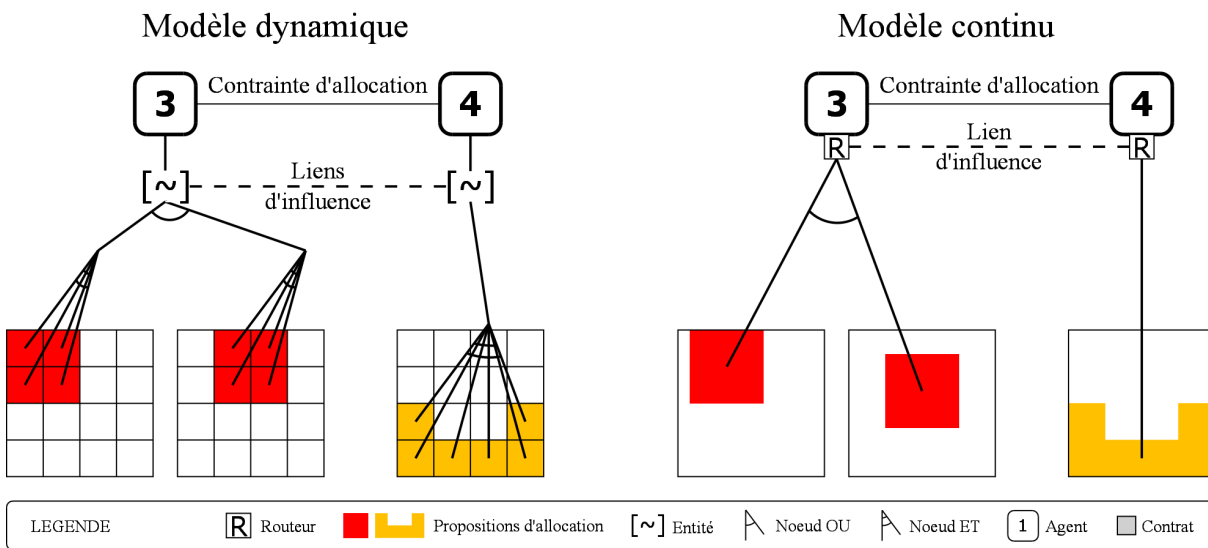


FIGURE II.18 – Évolution algorithmique introduisant un routeur d'échanges inter-agents.

II.B.2.2.c Répercussions À la différence des contrats sur les ressources, les propositions d'allocation ne sont exploitables que par l'agent qui les a créées. Les propositions d'allocation étant librement positionnées sur les ressources, elles peuvent entrer en conflit lorsqu'elles envisagent une même position (même partiellement) sur une ressource (cf. [figure II.19](#)). Ces conflits sont alors arbitrés par les ressources elles-mêmes qui reproduisent le comportement des contrats des précédents modèles pour chaque conflit.

Les conflits n'ont un impact que lorsqu'ils concernent au moins une proposition d'allocation validée par l'agent qui l'a créée : si une proposition d'allocation est validée, elle fait alors partie d'une solution partielle et un conflit la mettant en cause remet potentiellement en cause toute

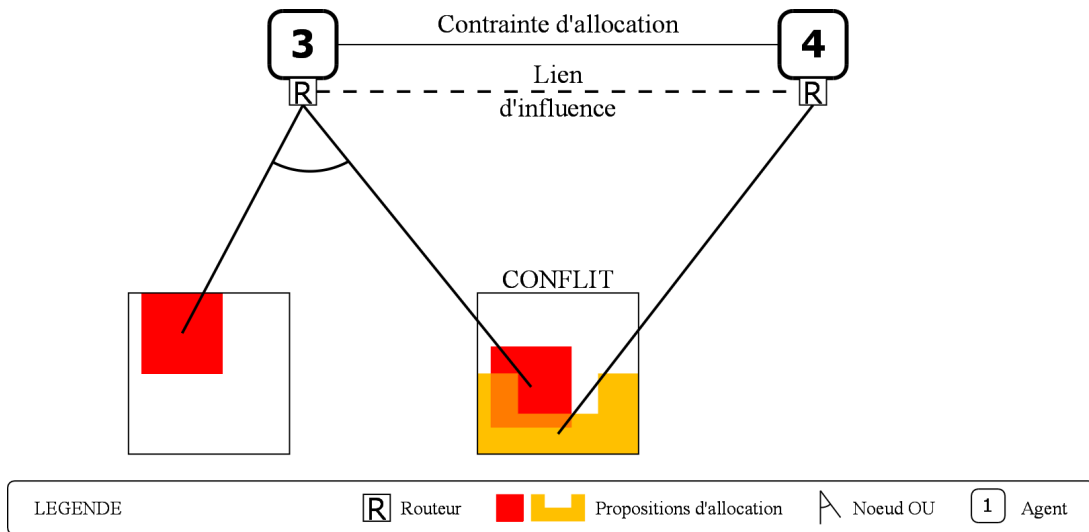


FIGURE II.19 – Conflits entre des propositions de deux consommateurs sur une même ressource.

la solution à laquelle elle appartient. Les ressources n'arbitrent donc que les conflits concernant au moins une proposition d'allocation validée. Les conflits entre propositions d'allocation non-validées ne sont ainsi pas perçus par les agents : ces propositions d'allocations réagissent de façon classique lors des phases de perception et d'influence (suivant le même comportement qu'un contrat libre (*cf.* [section II.A.1.2](#)) du modèle CESNA).

II.B.2.2.d Impacts sur les performances Toutes les courbes présentées dans ce paragraphe correspondent aux performances des modèles détaillés précédemment en fonction de la taille et de la complexité croissantes des problèmes résolus (*cf.* [section III.A.1](#) pour plus de détails sur les problèmes résolus). Le modèle Continu est une évolution de l'approche dont les inconvénients sont multiples mais ils sont compensés par le fait que l'objectif de ce modèle est atteint, à savoir réduire l'occupation mémoire. En effet, si le modèle Continu requiert un temps d'exécution plus faible que CESNA (*cf.* [figure II.20](#)), il requiert un plus grand nombre de périodes d'activité que les autres modèles pour converger vers une solution (*cf.* [figure II.21](#)), y compris CESNA, et il ne peut résoudre que les problèmes de petite taille. En revanche, l'occupation mémoire du modèle Continu est, comparativement à celles des modèles précédents (CESNA et le modèle Dynamique), très faible et ne varie que très faiblement avec la taille des problèmes (*cf.* [figure II.22](#)). L'objectif du modèle Continu est ainsi, au moins partiellement, atteint : une représentation (de l'espace de recherche) à l'occupation mémoire contenue est exploitable pour la résolution de problèmes complexes. Nos expérimentations (*cf.* [section III.A.1](#)) ont montré que les faibles performances du modèle Continu en termes de temps d'exécution s'expliquent par l'absence d'une orientation explicite de l'évolution de la structure de coordination et plus généralement de l'activité agent.

II.B.2.3 Catalyse de la construction de solutions : contrôle endogène de l'activité

La dernière proposition réalisée dans le cadre de ces travaux tente de répondre à la problématique du guidage endogène des SMA. Nous avons vu dans les sections précédentes les limites de l'approche CESNA et de ses évolutions ultérieures concernant l'orientation du parcours de l'espace de recherche associé au problème à résoudre. Les modèles Dynamique et Continu ont

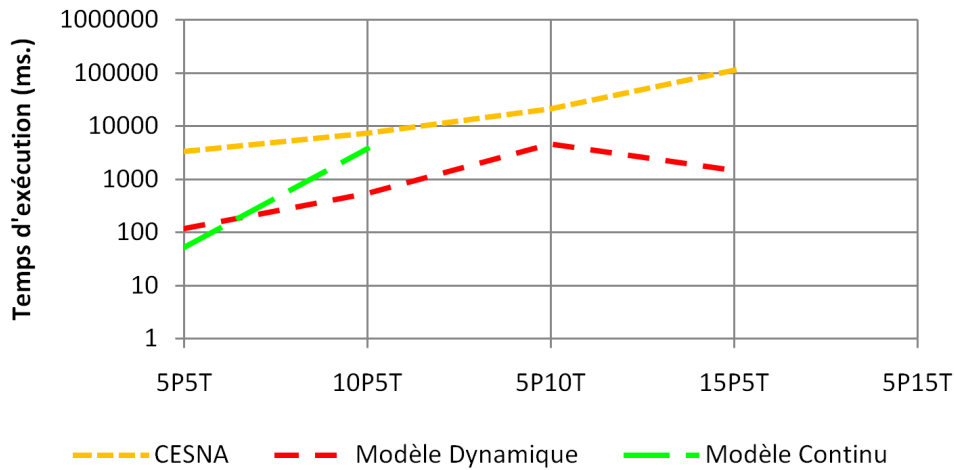


FIGURE II.20 – Impact du modèle Continu sur le **temps d'exécution** nécessaire à la résolution en fonction du problème à résoudre (échelle logarithmique)

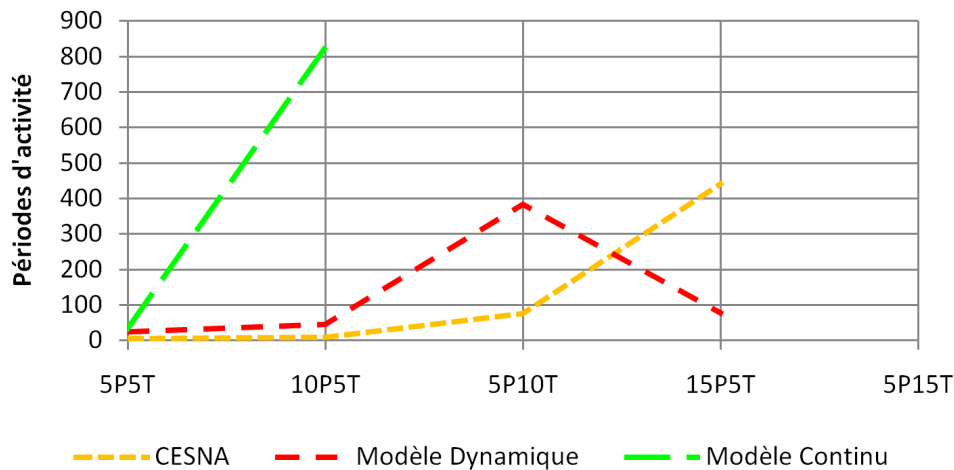


FIGURE II.21 – Impact du modèle Continu sur le nombre de **périodes d'activité** nécessaires à la résolution en fonction du problème à résoudre.

introduit des améliorations de la représentation du problème permettant de dépasser les limites de l'approche initiale CESNA, mais ces deux modèles n'ont pas abordé la question du guidage du parcours de l'espace de recherche. Nous présentons ainsi dans les sections suivantes des mécanismes de gouvernance permettant un guidage endogène de l'activité d'un SMA, tel que nous l'avons vu dans la [section I.A.3](#).

II.B.2.3.a Concepts mis en œuvre Nous avons vu dans la [section I.A](#) que guider l'activité d'un SMA signifie modifier un comportement systémique global émergeant des interactions entre les entités élémentaires le constituant : les agents. Ce comportement global n'est par nature perceptible que d'un point de vue macroscopique et ainsi inaccessible aux agents dont la perception de l'environnement n'est que locale. Dans ce contexte, nous proposons comme solution à cette problématique de permettre aux agents de percevoir les conséquences de leurs choix locaux (c.-à-d. l'activité microscopique) sur le comportement global du système (c.-à-d. l'activité

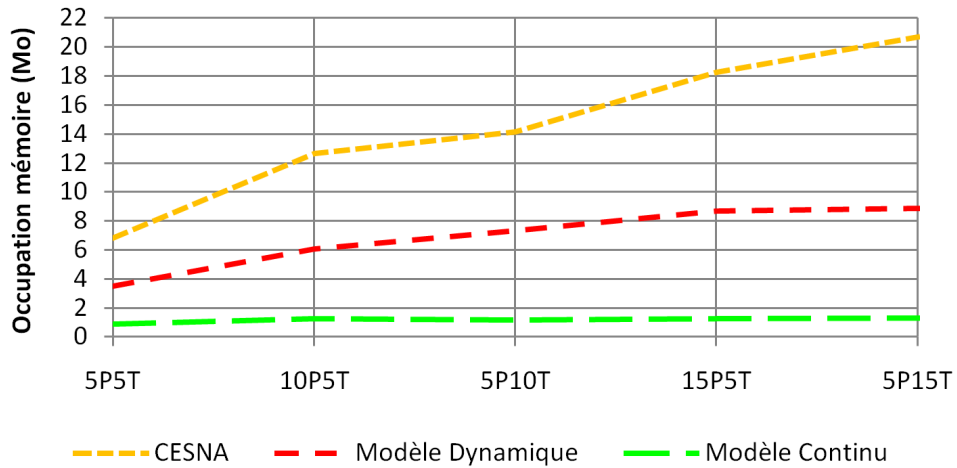


FIGURE II.22 – Impact du modèle Continu sur l’occupation mémoire nécessaire à la résolution en fonction du problème à résoudre.

macroscopique).

Dans le cadre de la résolution de problèmes, l’activité du SMA se résume à la construction d’une solution pour une instance de problème. Guider l’activité du SMA de façon endogène et décentralisée signifie dans ce cadre permettre aux agents de percevoir l’impact de leurs choix sur la/les solution(s) en cours de construction. Ces solutions partielles, qui sont par définition en cours de construction, forment ce que nous appelons des motifs d’allocation (*cf.* figure II.23).

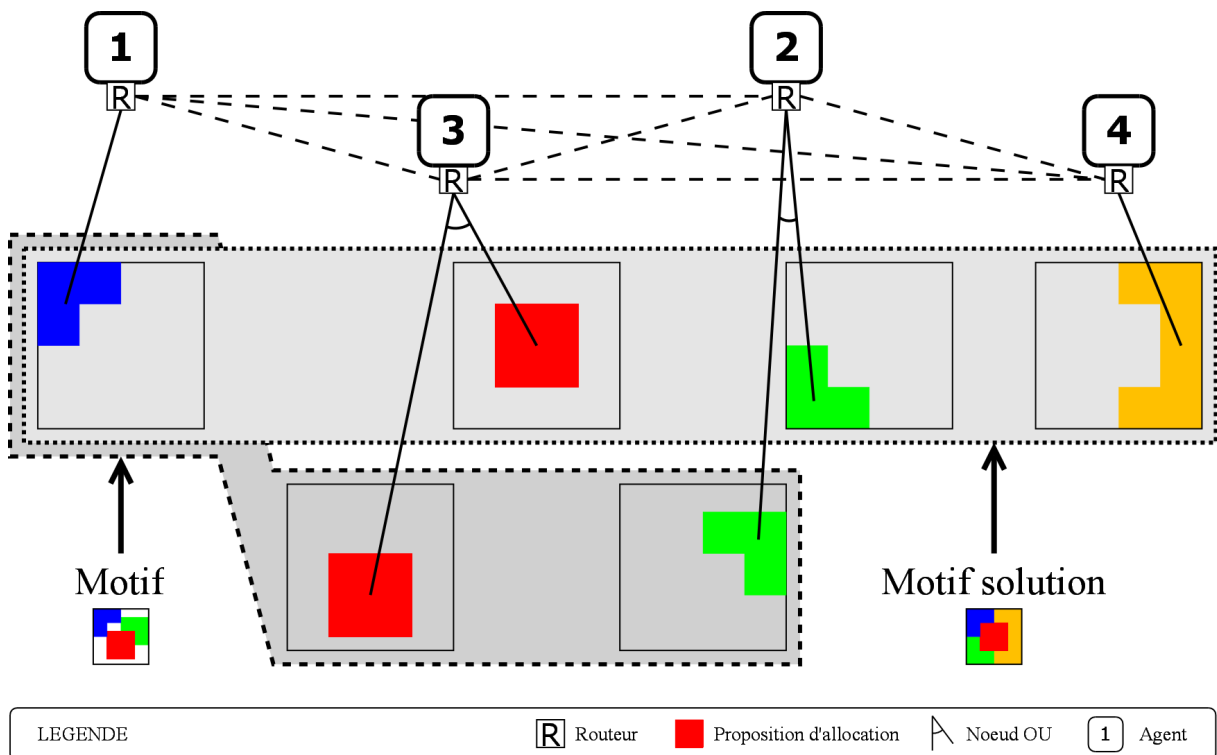


FIGURE II.23 – Motifs d’allocation.

Ces motifs sont par nature des phénomènes macroscopiques et ne peuvent être perçus explicitement par les agents, mais ils sont constitués de différentes propositions d'allocation plus ou moins cohérentes, générées et exploitées par les agents. Ces propositions d'allocation étant les éléments constitutifs des motifs, perceptibles par les agents puisque créés par ces derniers, nous proposons d'inscrire sur chacune d'elles une information reflétant leur appartenance à un motif et la "qualité" de celui-ci. Ce marquage, exploité lors de la génération de nouvelles propositions d'allocation, permet aux agents d'étendre des motifs existants en générant les propositions compatibles avec les propositions d'allocation les constituant. La construction d'une solution est ainsi guidée par ses étapes antérieures de façon décentralisée. Ce mécanisme de construction progressive d'une solution permet ainsi de répondre à la question de l'orientation de l'évolution de la structure de coordination posée par le modèle Dynamique. En effet, nous avons vu dans la [section II.B.2.1](#) que l'évolution aléatoire du réseau de coordination était insuffisante pour assurer une orientation efficace du parcours de l'espace de recherche.

II.B.2.3.b Répercussions Le marquage des motifs, et donc des propositions d'allocation, est un référentiel exploité par les agents lors de leurs choix permettant une évolution non-destructrice de la structure de coordination. La valeur de ce marquage sur une proposition d'allocation doit ainsi être une fonction de la qualité du motif auquel elle appartient. Pour cela, ce marquage doit dépendre de plusieurs caractéristiques du motif :

- la taille du motif (le nombre d'éléments constitutifs) ;
- les variantes du motif (les motifs qui possèdent au moins une proposition en commun) ;
- la pertinence des choix des agents durant la phase de négociation exprimée par l'état de validation des différentes propositions d'allocation qui constituent le motif.

Ce marquage est analogue par son fonctionnement aux phéromones utilisées par les insectes sociaux et par les méta-heuristiques s'en inspirant (ACO, *cf.* [section II.B.1.2](#)). La valeur du marquage est ainsi renforcée par l'activité des agents et diminuée par une évaporation constante permettant le renouvellement des configurations envisagées et garantissant ainsi une exploration minimale de l'espace de recherche. Ainsi, la contribution au marquage d'un motif apportée par la validation d'une proposition d'allocation est propagée au travers du motif et des variantes auxquels elle appartient sur toutes les propositions d'allocation les constituant. Les contributions au marquage des motifs sont constantes et cumulatives afin que toutes les propositions d'allocation et ainsi tous les agents aient le même impact sur la valeur du motif et donc sur la construction de la solution. Ces contributions constantes et cumulatives permettent de plus de distinguer les motifs selon leur taille qui est un critère objectif et indépendant de la progression du système vers une solution globale qui concerne l'ensemble des consommateurs. Enfin, moduler explicitement la suppression des motifs selon leur capacité à satisfaire les agents qui les exploitent (c.-à-d. leur capacité à "devenir" une solution globale) est inutile : l'évaporation du marquage étant un phénomène constant, la persistance d'un motif dans le système est d'autant plus grande que la valeur du motif est élevée, elle est donc d'autant plus grande que le nombre de propositions d'allocation validées est grand, et elle est donc d'autant plus grande que la capacité du motif à satisfaire les consommateurs (les agents) qui l'exploitent est grande. Lorsque la valeur d'un motif devient nulle, ce qui traduit une absence de pertinence de ce motif dans un contexte de coordination donné, toutes les propositions d'allocation le constituant sont supprimées.

Les motifs sont logiquement exploités lors de la phase de gestion du comportement agent. La création d'une nouvelle proposition d'allocation par un agent est réalisée en plusieurs étapes. Prenons l'exemple de la [figure II.24](#) dans lequel l'agent 4 crée une proposition d'allocation :

1. perception des valeurs des motifs impliquant l'un des n agents voisins (qui sont reliés par

une contrainte d'allocation à l'agent 4) : l'agent 4 interroge ses voisins pour connaître la valeur de chacune de leurs propositions d'allocation (et ainsi des motifs auxquels elles appartiennent) ;

2. création de n -uplets de propositions compatibles (dans le cas de cet exemple, n vaut 3) : les n -uplets sont des motifs constitués au maximum de n propositions compatibles (une pour chaque voisin) **permettant l'allocation** de l'agent 4 (laissant ainsi un espace ou une période libre pour placer l'agent 4) ; dans le cas de l'exemple de la figure II.24, le 2-uplet correspondant au motif 2 n'est pas créé puisqu'il ne permet pas l'allocation de l'agent 4 ;

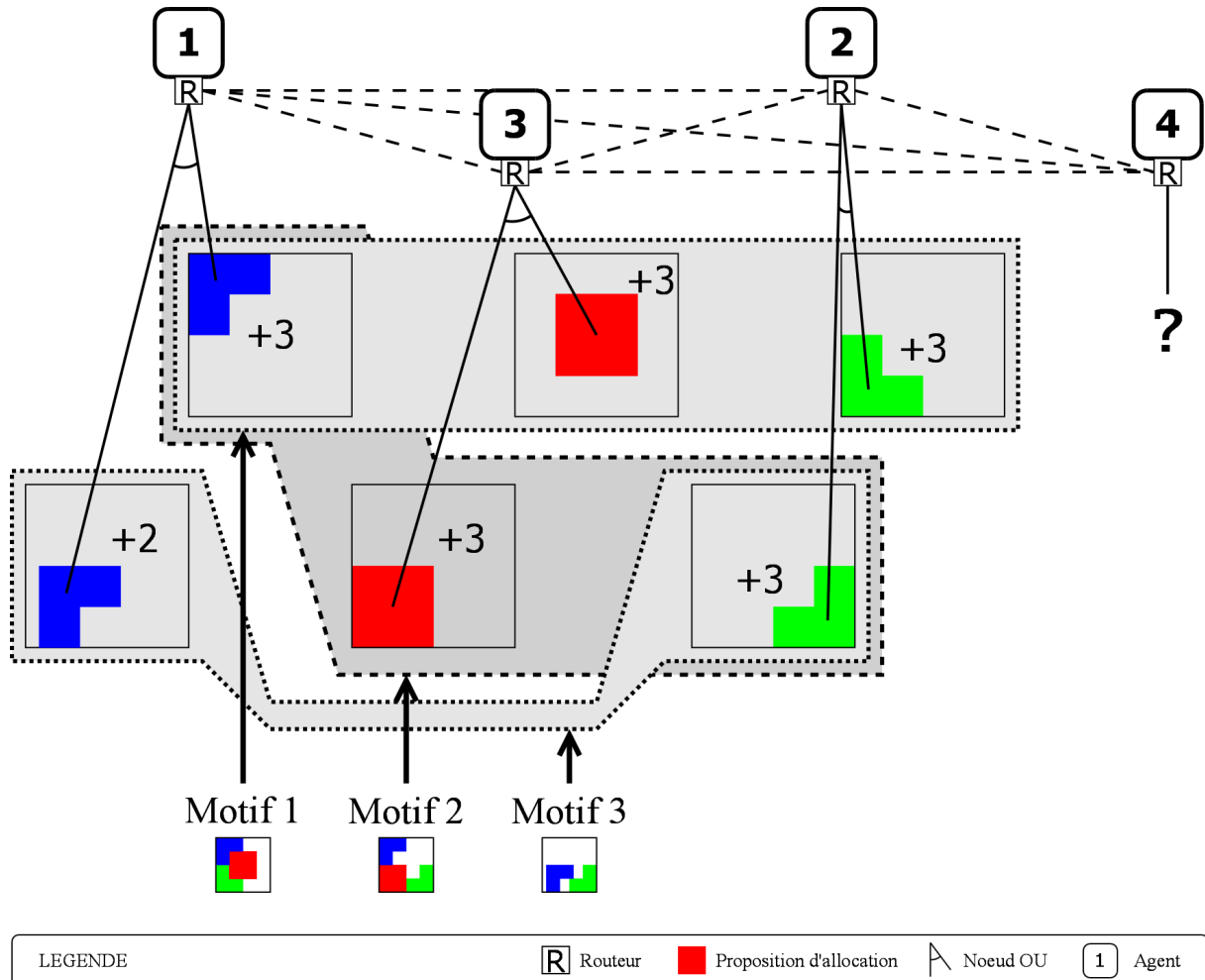


FIGURE II.24 – Exemple de création d'une proposition d'allocation par un agent.

3. calcul de la valeur de chaque n -uplet qui est égale à la moyenne des valeurs des motifs qu'ils contiennent : notre problème jouet est un cas particulier dans lequel les choix de tous les consommateurs se contraignent mutuellement ; les problèmes classiques de partage de ressources critiques sont constitués de plusieurs consommateurs ou groupes de consommateurs dont les choix sont indépendants (partiellement puisqu'ils partagent les mêmes ressources) ; la valeur d'un n -uplet ne peut donc dépendre uniquement des valeurs des motifs qu'il contient car ces valeurs ne dépendent que des contraintes chronologiques entre les consommateurs d'un même groupe ; la valeur d'un n -uplet est ainsi pondérée par la disponibilité de la ressource ;

4. choix pseudo-aléatoire parmi les n -uplets, pondéré par la valeur de chaque n -uplet (la probabilité de sélection d'un n -uplet est proportionnelle à sa valeur) ; dans le cas de l'exemple de la [figure II.24](#), le n -uplet correspondant au motif 1 a la valeur la plus élevée (3) mais nous considérons le cas où le n -uplet correspondant au motif 3 est retenu malgré sa valeur plus faible (2.5) ;
5. création d'une nouvelle proposition d'allocation compatible avec les propositions d'allocation du n -uplet retenu (celui correspondant au motif 3) : la nouvelle proposition d'allocation est créée aléatoirement dans l'espace (ou la période) laissé libre par les propositions d'allocation du n -uplet (cf. [figure II.25](#)).

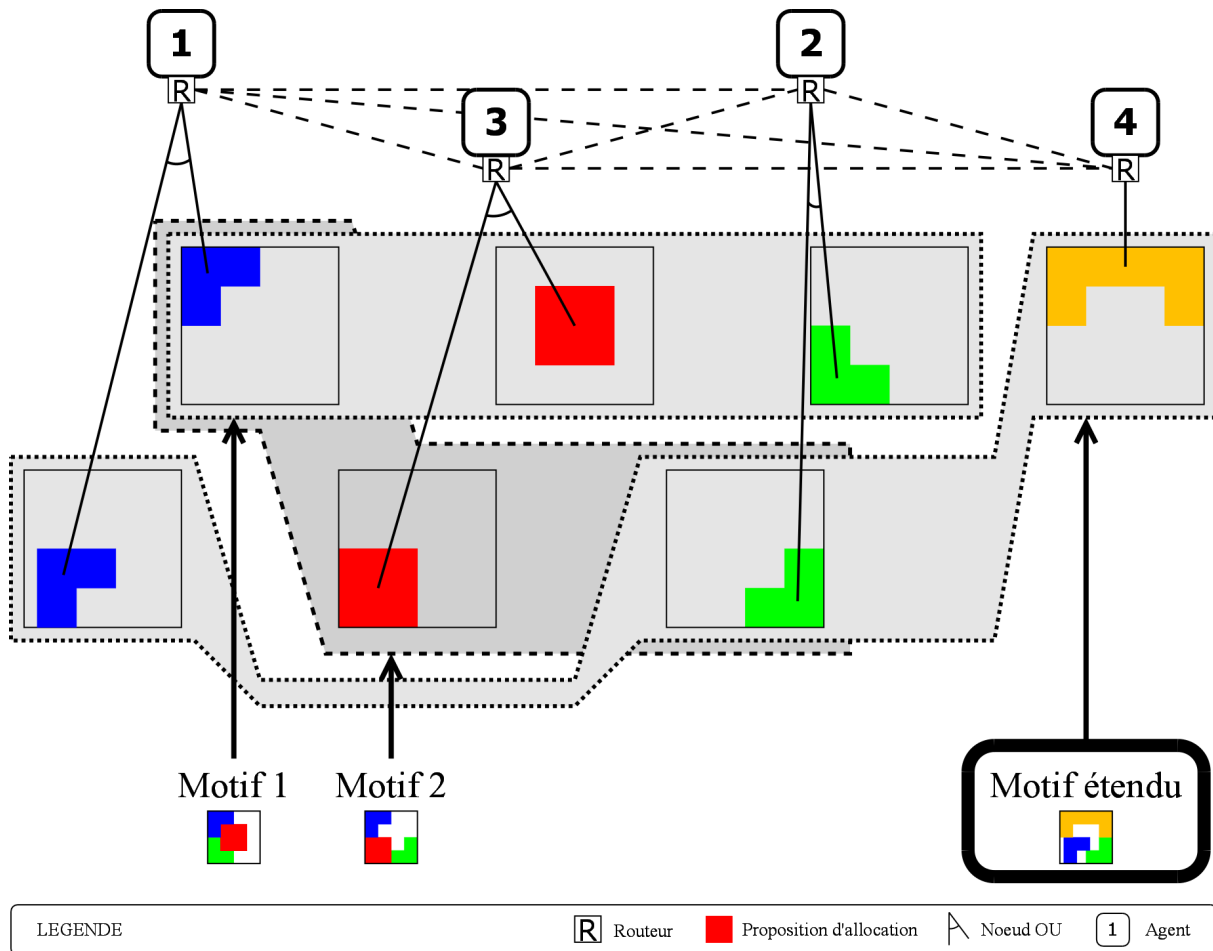


FIGURE II.25 – Extension d'un motif par la proposition créée par l'agent.

La création d'une proposition par un agent est réalisée en étendant un motif existant et permet la création de nouveaux motifs composés de certaines propositions de motifs pré-existants. La [figure II.26](#) montre les motifs induits par la création de proposition de l'agent 4.

Nous avons vu dans la [section I.A.3.2](#) que d'autres travaux ont abordé la problématique du guidage endogène de l'activité d'un SMA. Les "polyagents" proposés par [PBB10] et les agents BDI proposés par [HV06] sont deux approches disposant d'une capacité d'anticipation des conséquences des choix opérés par les agents. Cette capacité d'anticipation leur permet ainsi de réaliser des choix plus pertinents du point de vue de la construction de la solution, mais le respect des contraintes d'allocation des variables du problème n'est assuré que par

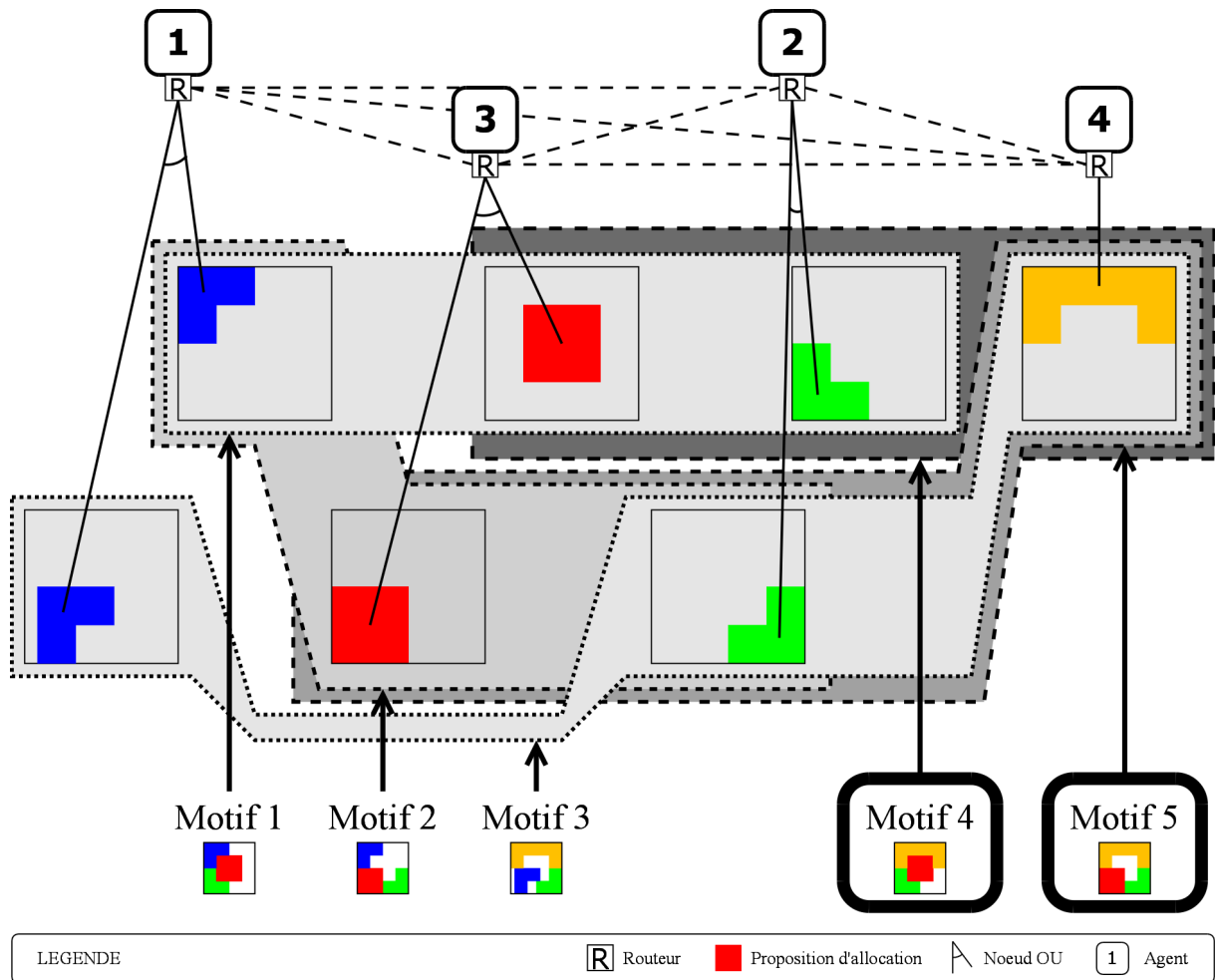


FIGURE II.26 – Motifs induits par la création d'une proposition.

opportunisme lors du parcours de l'espace de recherche. Ainsi, si les agents ont la capacité de distinguer les différentes possibilités dont ils disposent en fonction de leurs conséquences, ils ne peuvent influencer les possibilités d'allocation qu'ils auront ultérieurement, et ainsi orienter la construction d'une solution efficacement, c.-à-d. en respectant les contraintes d'allocation. À l'inverse, MANA permet aux agents de créer les possibilités d'allocations les plus pertinentes dans un contexte donné et en tenant compte des contraintes d'allocation des variables puisqu'elles impactent la construction de la structure de coordination et ainsi orientent la construction d'une solution. S'il ne nous est pas possible de comparer les performances de ces approches et celles de MANA, nous pensons que la représentation du problème et les mécanismes de guidage endogène de MANA permettent une convergence plus efficace vers une solution puisque la construction même de la solution est influencée par les caractéristiques du problème.

II.B.2.3.c Impacts sur les performances Toutes les courbes présentées dans ce paragraphe correspondent aux performances des modèles détaillés précédemment en fonction de la taille et de la complexité croissantes des problèmes résolus (*cf.* [section III.A.1](#) pour plus de détails sur les problèmes résolus). MANA reposant sur la représentation continue de l'espace de recherche introduite par le modèle Continu, l'occupation mémoire réduite qu'il requiert permet

la résolution de problèmes industriels plus volumineux (cf. figure II.27). De plus, les mécanismes

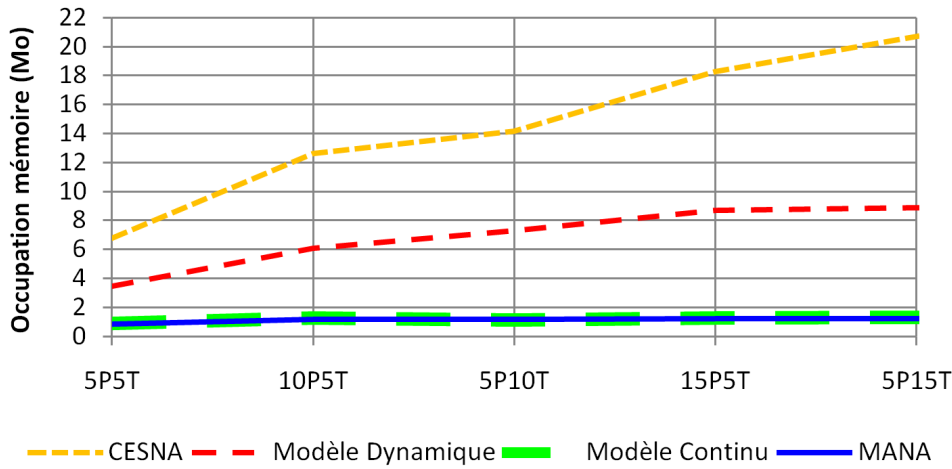


FIGURE II.27 – Impact de MANA sur l’**occupation mémoire** nécessaire à la résolution en fonction du problème à résoudre.

endogènes de guidage de l’activité permettent une amélioration significative de l’efficacité de la convergence qui se traduit par des temps d’exécution fortement améliorés par rapport à CESNA (cf. figure II.28). Les résultats du modèle MANA sont détaillés dans le chapitre III.

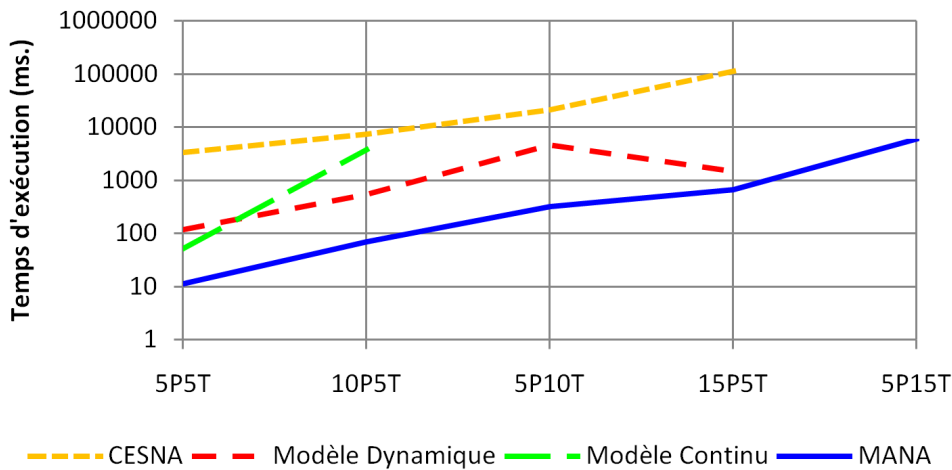


FIGURE II.28 – Impact de MANA sur le **temps d’exécution** nécessaire à la résolution en fonction du problème à résoudre (échelle logarithmique).

II.C Perspectives

Nous présentons dans cette section les premières pistes d’amélioration de notre approche en détaillant les perspectives que nous avons imaginées.

II.C.1 Mécanisme d'ajustement local

Les expérimentations conduites lors de la phase d'industrialisation du modèle Dynamique ont mis en évidence des cas particuliers de conflits lors de la construction d'une solution. Ces cas correspondent à un ensemble de tâches (représentant une même séquence opératoire) dont seules deux tâches ont obtenu des allocations conflictuelles. Les autres tâches de la séquence opératoire ayant des allocations cohérentes entre elles, notre point de vue d'observateur nous permet de percevoir qu'il suffirait d'un micro-ajustement (décalage sur la ressource) de l'une des deux allocations conflictuelles pour obtenir une solution au niveau de la séquence opératoire considérée. Ce type de conflit n'est pas propre au modèle Dynamique mais partagé par tous les modèles proposés et est résolu comme tout autre conflit : l'une des propositions conflictuelles est déplacée provoquant ainsi potentiellement des modifications en cascade des allocations des autres tâches. Nous pensons que la définition d'un mécanisme explicite permettant des ajustements locaux des allocations permettra une amélioration des performances globale de l'approche en réduisant la propagation de la perturbation créée par un conflit.

À l'occasion du développement du modèle Dynamique, nous avons imaginé des mécanismes d'attraction/répulsion entre les allocations des tâches leur permettant de résoudre localement (sans propager de modifications en cascade) les conflits. Le développement du modèle MANA a fait évoluer le contexte dans lequel de tels mécanismes doivent s'intégrer : si le mécanisme d'attraction est assuré au moins en partie par les mécanismes de guidage endogène basé sur le marquage des solutions partielles, le mécanisme de répulsion entre les propositions d'allocation ne semble pas pouvoir exploiter les mêmes informations (qualité de la solution à laquelle appartient une proposition d'allocation). Il reste ainsi à définir un mécanisme de répulsion qui n'interfère pas avec les mécanismes de guidage de la construction d'une solution et qui s'intègre à la dynamique globale du système afin de faciliter la convergence vers une solution.

II.C.2 Parallélisation du processus de résolution

Le processus de résolution de CESNA est supporté par un seul processus d'exécution (thread JAVA) qui simule un ordonnanceur d'exécution des différents agents constituant le SMA. Cet ordonnanceur permet de garantir que chaque agent puisse s'exécuter au cours de chaque période d'activité du système et vérifie à la fin de chaque période d'activité l'état de satisfaction global du système en percevant l'état de satisfaction individuel de chaque agent. La parallélisation des comportements agent est simulée grâce à l'utilisation d'un générateur de nombres aléatoires permettant un ordre aléatoire d'exécution des agents. Cette conception présente l'avantage de permettre la reproductibilité des exécutions du système grâce à un paramètre du générateur de nombres aléatoires permettant de fixer la séquence de nombres générés. À l'inverse, cette conception ne permet pas la parallélisation des calculs sur plusieurs processeurs (ou sur les différentes unités de calcul d'un processeur multi-processus).

L'évolution actuelle des ordinateurs montre une propension à la multiplication des unités de calcul au sein d'un même processeur et favorise ainsi les traitements multi-processus. Dans ce contexte, la parallélisation du processus de résolution de notre approche représente une potentielle amélioration significative des performances. Cette parallélisation soulève de nombreuses questions :

- comment vérifier l'état de satisfaction global du système sans augmenter significativement la complexité algorithmique du processus de résolution ?
- comment minimiser la quantité d'informations échangées afin de limiter l'augmentation de la complexité algorithmique du processus de résolution induite par les échanges de données

entre les agents ?

- comment éviter l’obsolescence des informations propagées au sein du réseau provoquée par les délais de communication entre les différents processus supportant les agents ?
- *etc.*

Si la majorité de ces questions n’a pas encore obtenu de réponses, nous proposons par exemple, comme solution à la première problématique, d’inverser le principe de vérification de la satisfaction globale : plutôt que d’interroger chaque agent sur son état de satisfaction individuel pour en déduire un état stable, il est préférable que chaque agent ait la capacité à déclarer son état de satisfaction à un observateur. Un exemple d’observateur est une interface utilisateur dont le rôle est de présenter graphiquement les solutions construites. Ainsi, lorsqu’un agent obtient satisfaction, il le déclare à l’observateur qui peut déduire des différentes déclarations des agents l’état de satisfaction global du système.

II.C.3 Intégration des perturbations

Nos expérimentations montrent que notre approche fait preuve d’une capacité d’adaptation aux évolutions dynamiques des caractéristiques du problème (*cf.* [section III.B.2](#)). Les perturbations engendrées par les modifications des données du problème peuvent se propager dans l’ensemble du réseau. Nous pensons que des mécanismes endogènes de maîtrise de la propagation des perturbations peuvent, à la manière du mécanisme d’ajustement local (*cf.* [section II.C.1](#)), représenter une amélioration significative des performances de notre approche. Une proposition potentielle consiste à expliciter les perturbations générées sous forme d’informations échangées au sein du réseau et permettant aux agents de percevoir les perturbations que leurs décisions génèrent au sein du système. Les perturbations générées par les décisions des agents sont alors matérialisées dans l’environnement et permettent elles-mêmes de limiter leurs portées au sein du réseau.

II.C.4 Optimisation multi-critères

Le problème de partage de ressources critiques est un problème combinatoire multi-critères. La construction d’une solution pour un tel problème est contrainte par un ensemble de critères définissant ses caractéristiques (le taux d’utilisation des ressources, le coût d’utilisation des ressources, la priorité des tâches, la date au plus tard d’exécution d’une tâche, *etc.*). Notre approche montre qu’elle est capable de résoudre des problèmes industriels de grande taille avec des performances respectant les exigences actuelles du contexte industriel (*cf.* [section III.B](#)). Les solutions fournies par notre approche respectent l’ensemble des contraintes portant sur les problèmes à résoudre et il nous semble que notre approche doit pouvoir être dotée de capacités d’optimisation des critères propres à chaque problème (maximiser le taux d’utilisation d’une ressource, minimiser la quantité d’encours dans un atelier, *etc.*). Ces critères concernent la solution dans sa globalité et sont potentiellement difficilement exprimables au niveau microscopique du système. Nous proposons ainsi d’étendre le marquage exploité par les mécanismes de guidage endogène introduit dans MANA pour tenir compte de l’ensemble des critères contraignant la solution et pour permettre leur optimisation selon les besoins de l’utilisateur.

II.D Synthèse des contributions

Les contributions de nos travaux sont multiples. Nous avons dans un premier temps apporté des évolutions à une approche existante afin d’en supprimer les limites fixées par les probléma-

tiques de représentation des problèmes combinatoires (discrétisation des dimensions continues de l'espace de recherche et volume de la représentation exhaustive de l'espace de recherche). Nous avons pour cela proposé deux modèles (les modèles Dynamique et Continu) supprimant ces limites et servant de base à un nouveau modèle (MANA) intégrant des mécanismes de guidage endogène de l'activité du SMA.

Chapitre III

Expérimentations

Sommaire

III.A Mesures comparatives entre les modèles	54
III.A.1 Performances de l'approche au cours de l'évolution des modèles	54
III.A.2 Taille de l'espace de recherche en fonction des modèles	58
III.A.3 Coût d'expression du problème par un réseau	58
III.A.4 Impact de la précision de la représentation continue	61
III.A.5 Appréciation de la vitesse de convergence	63
III.B Cas industriel	65
III.B.1 Performances de résolution du cas industriel	65
III.B.2 Intégration dynamique des perturbations	68
III.C Synthèse des expérimentations	71

Ce chapitre est consacré aux expérimentations que nous avons menées au cours de nos travaux. Nous commençons dans la [section III.A](#) par positionner les modèles que nous avons présentés dans le chapitre précédent les uns par rapport aux autres. Nous présentons ensuite dans la [section III.B](#) les performances de résolution de cas industriels par notre approche, et concluons ce chapitre par une synthèse dans la [section III.C](#).

III.A Mesures comparatives entre les modèles

Nous comparons dans cette section les performances et certaines caractéristiques de la résolution des différents modèles présentés dans le [chapitre II](#).

III.A.1 Performances de l'approche au cours de l'évolution des modèles

Cette section est consacrée aux évolutions des performances de notre approche en fonction des concepts que chaque modèle développé a apportés. Pour comparer les performances des différents modèles, nous avons défini un ensemble de 5 problèmes d'ordonnancement qui se différencient par leurs complexités et leurs tailles. La nomenclature de ces problèmes correspond à leurs caractéristiques : XPYT correspond à un problème composé de X séquences opératoires (appelées processus) elles-mêmes composées de Y tâches. Les deux paramètres caractérisant ces problèmes (nombre de processus et nombre de tâches par processus) n'ont pas le même effet : le nombre de processus impacte essentiellement la taille du problème, ce qui augmente légèrement sa complexité, alors que le nombre de tâches par processus, bien qu'impactant la taille du problème, impacte principalement la complexité du problème car plus un processus est grand, plus les contraintes entre les tâches de ce même processus sont nombreuses et complexes. Les tailles de ces problèmes sont plus faibles que celles de problèmes industriels, afin de limiter les temps de calculs nécessaires à leur résolution et ainsi permettre un plus grand nombre de mesures, mais sont suffisantes pour permettre de comparer les différents modèles. Sur les différents graphiques présentés, les problèmes sont triés par taille et complexité croissantes. Chaque valeur présentée dans ces différents graphiques est une moyenne de 100 mesures. Chaque mesure est une exécution qui, si elle aboutit à la résolution du problème, est comptabilisée pour le calcul de la moyenne. Les échecs ne sont ainsi pas comptabilisés dans les calculs de moyennes pour ne pas bruyter les interprétations des courbes. Un échec se caractérise par une absence de solution au delà d'un délai prédéfini (en général, ce délai est défini par un nombre maximal de périodes d'activité réalisables).

La [figure III.1](#) présente le taux de réussite de chaque modèle en fonction du problème résolu. Le modèle Dynamique et CESNA résolvent les 2 premiers problèmes (5P5T et 10P5T) avec le même taux de réussite de 100% mais se comportent différemment pour les problèmes 5P10T et 15P5T. L'efficacité de CESNA ne semble impactée que par la taille des problèmes puisqu'elle est constante pour les problèmes 5P10T et 10P5T, qui se composent du même nombre total de tâches, et baisse lors de la résolution de problèmes plus volumineux tels que 15P5T. À l'inverse, l'efficacité du modèle Dynamique ne semble pas affectée par la taille des problèmes puisque le taux de réussite pour 15P5T est de 100% mais par la complexité des problèmes puisque le taux de réussite pour 5P10T n'est que de 48%. Le modèle Continu ne résout que les deux premiers problèmes (5P5T et 10P5T) et semble ainsi impacté par la taille et la complexité des problèmes abordés. Ce manque d'efficacité s'explique par le fait que le modèle Continu n'exploite pas la notion d'entité permettant la perception de sous-espaces de recherche contrairement au modèle Dynamique. Le principe de génération de la structure de coordination, basé pour chaque agent sur la création d'une proposition cohérente avec une proposition choisie aléatoirement

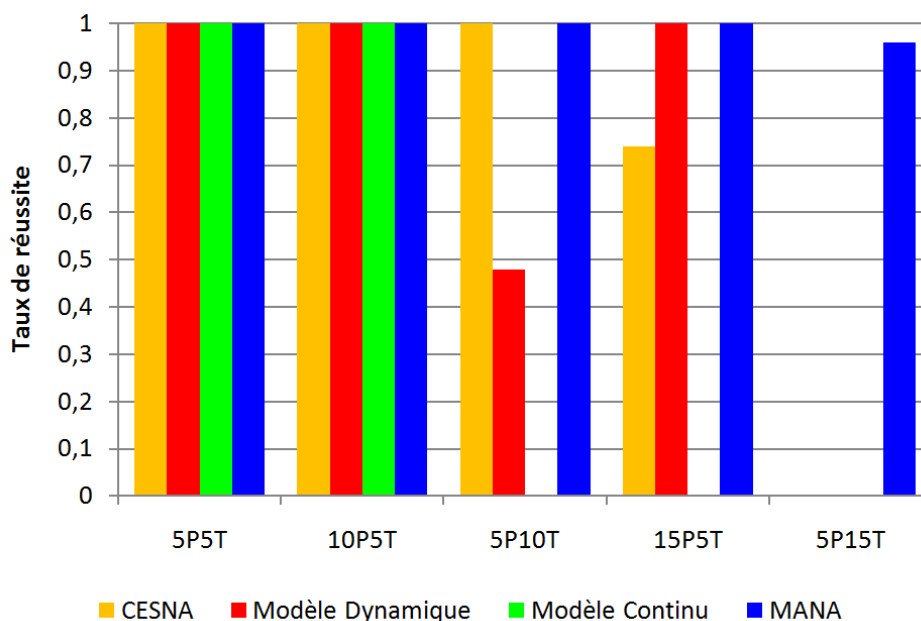


FIGURE III.1 – Évolution du **taux de réussite de résolution** pour chaque modèle en fonction du problème à résoudre.

parmi celles d'un agent voisin dans la séquence opératoire, n'est ainsi pas aussi efficace que celui du modèle Dynamique. MANA, qui apporte au modèle Continu des mécanismes guidant la génération de la structure de coordination, améliore grandement l'efficacité de l'approche, ce qui se vérifie par le fait qu'il est le seul modèle à pouvoir résoudre le dernier problème (5P15T). Son taux de réussite de plus de 95% est ainsi prometteur étant donné le paramétrage encore succinct comparativement à celui des autres modèles.

La figure III.2 présente le nombre de périodes d'activité nécessaire à chaque modèle pour la résolution des problèmes. Les résultats du modèle Continu confirment l'absence d'orientation de l'évolution de la structure de coordination puisque le nombre de périodes d'activité nécessaire croît rapidement avec la taille des problèmes (augmentation du nombre de processus entre 5P5T et 10P5T). La comparaison des résultats de CESNA à ceux des modèles dynamique et MANA pour les problèmes 5P10T et 15P5T illustre l'apport d'une représentation partielle par rapport à une représentation exhaustive. La représentation partielle des modèles Dynamique et MANA les pénalise dans le cas de problèmes peu volumineux (5P5T, 10P5T et 5P10T) par rapport à la représentation exhaustive de CESNA car cette dernière ne requiert pas la génération de la structure de coordination correspondant à une solution. Dans le cas d'un problème plus volumineux tel que le problème 15P5T, CESNA requiert plus de périodes d'activité que les modèles Dynamique et MANA ce qui semble traduire une difficulté à distinguer les meilleures allocations dans un espace de recherche de grande dimension. En comparant le modèle Dynamique et MANA, on constate que si MANA est moins efficace dans le cas du problème volumineux 15P5T, dans le cas du problème 5P10T, moins volumineux mais plus complexe du fait de processus plus longs, les mécanismes d'orientation de l'activité de MANA permettent à ce dernier d'être plus efficace. Cette différence s'explique par le fait qu'à chaque période d'activité, dans le cas de MANA, une seule proposition d'allocation peut être créée ou modifiée contrairement au modèle Dynamique qui autorise la modification de plusieurs entités en une même période d'activité et peut ainsi

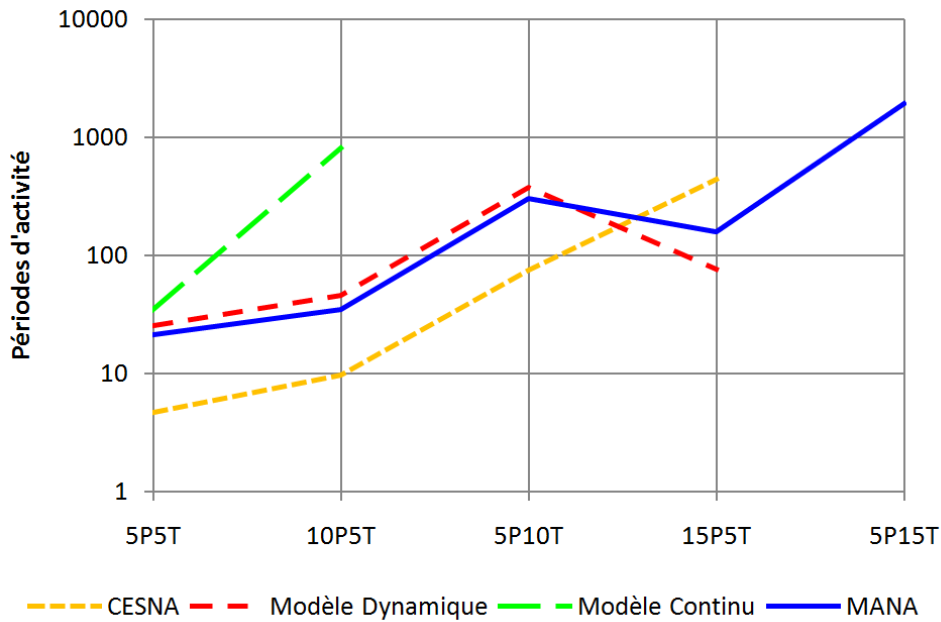


FIGURE III.2 – Évolution du nombre de **périodes d'activité** nécessaires à la résolution pour chaque modèle en fonction du problème à résoudre.

faire évoluer plus rapidement la structure de coordination.

La [figure III.3](#) présente les temps d'exécution des différents modèles en fonction des problèmes résolus. On constate que le modèle Dynamique représente une amélioration significative

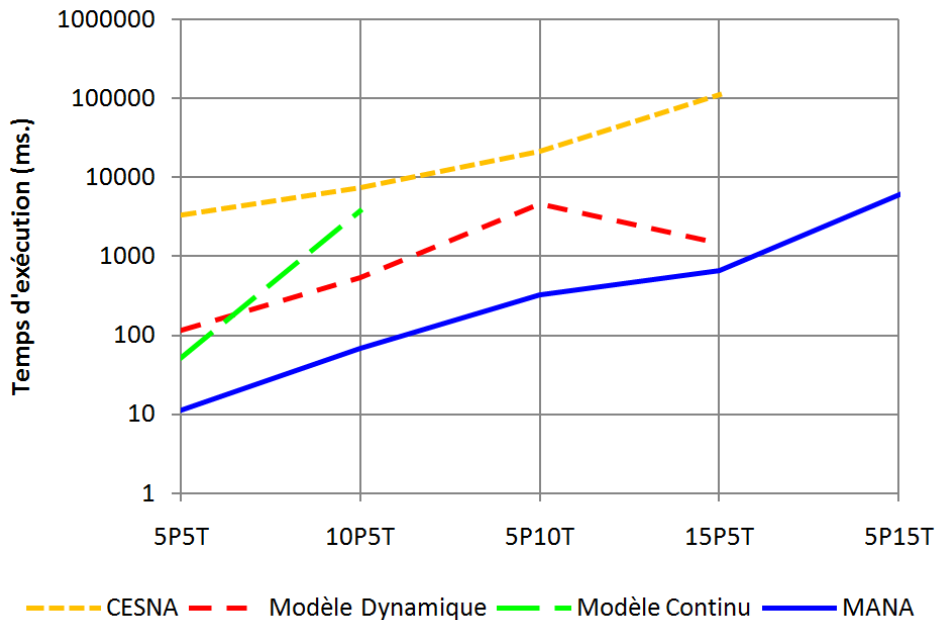


FIGURE III.3 – Évolution du **temps d'exécution** nécessaire à la résolution pour chaque modèle en fonction du problème à résoudre (échelle logarithmique).

de l'approche par rapport au modèle CESNA puisque le rapport entre leurs temps d'exécution respectifs est au minimum de 1 pour 10. Le modèle Continu montre rapidement ses faiblesses en termes d'efficacité de convergence puisque ses temps d'exécution, s'ils sont relativement faibles pour un problème peu volumineux tel que le problème 5P5T, augmentent rapidement avec la taille des problèmes. MANA représente une amélioration significative des performances de l'approche car ses temps d'exécution sont pour les 3 premiers problèmes plus faibles que ceux du modèle Dynamique avec un rapport de 1 pour 10. Dans le cas du problème 15P5T, le temps d'exécution de MANA est légèrement plus faible que celui du modèle Dynamique ce qui confirme les très bonnes dispositions de ce dernier pour la résolution de problèmes de grande taille et laisse penser que des améliorations de la réactivité des mécanismes d'orientation de l'activité de MANA sont encore possibles.

La figure III.4 montre que contrairement à CESNA, les temps de résolution de MANA ne croissent pas exponentiellement avec la taille et la complexité des problèmes abordés.

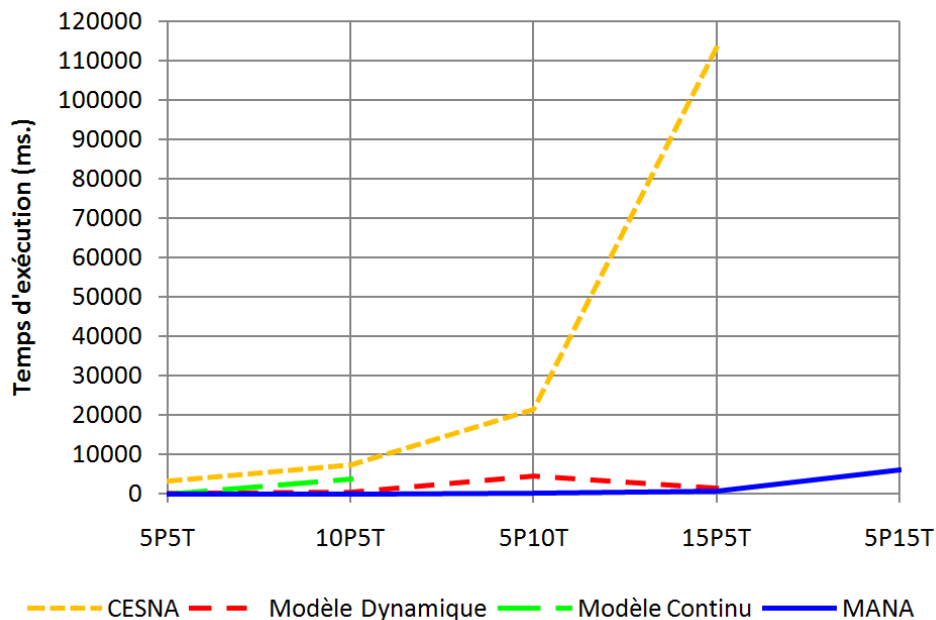


FIGURE III.4 – Évolution du **temps d'exécution** nécessaire à la résolution pour chaque modèle en fonction du problème à résoudre

La figure III.5 présente l'occupation mémoire des différents modèles en fonction des problèmes résolus. Bien que le modèle Dynamique représente une amélioration significative de l'occupation mémoire de l'approche par rapport à CESNA, il montre ses limites avec des problèmes industriels de très grande taille (plusieurs milliers de tâches). Si le modèle Continu ne permet pas d'améliorer les performances de l'approche en termes de temps d'exécution ou d'efficacité, son intérêt principal réside dans une occupation mémoire très faible permise par l'absence d'une discrétisation arbitraire de l'espace de recherche et par l'évolution du nombre de propositions d'allocation en fonction des besoins des agents. Les performances de MANA en terme d'occupation mémoire sont logiquement les mêmes que celles du modèle Continu car il intègre les concepts apportés par ce dernier (les courbes correspondant à ces deux modèles sont visuellement indissociables car leurs valeurs d'occupation mémoire sont similaires).

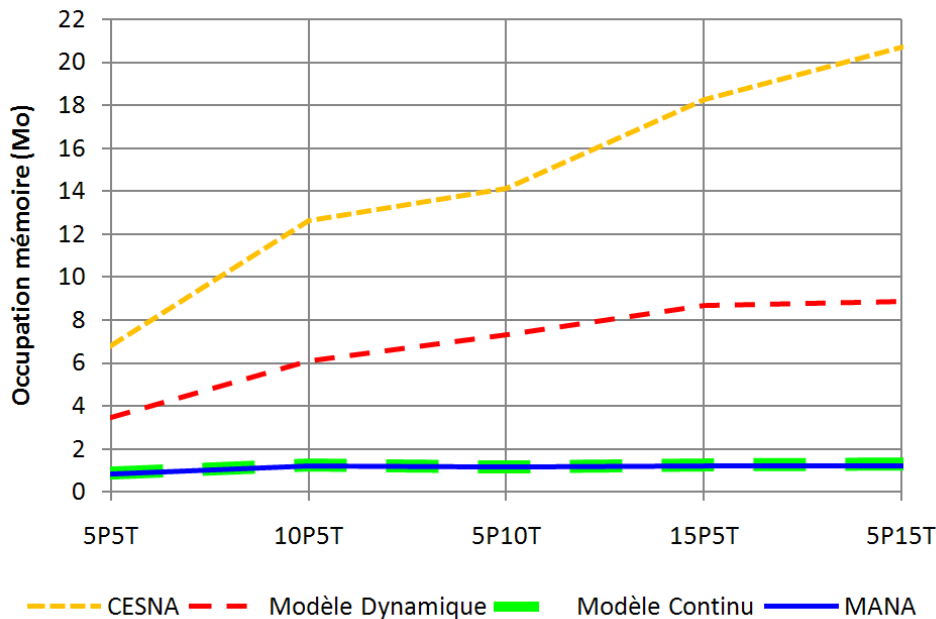


FIGURE III.5 – Évolution de l’**occupation mémoire** nécessaire à la résolution pour chaque modèle en fonction du problème à résoudre.

III.A.2 Taille de l’espace de recherche en fonction des modèles

La section précédente a montré les améliorations apportées par MANA. Ainsi, sur la base de problèmes identiques, ces mesures montrent que MANA a permis d’améliorer l’efficacité de l’approche, et ce malgré un espace de recherche plus vaste. La taille de l’espace de recherche parcouru dépend en effet de la représentation du problème : une représentation discrète réduit par définition le nombre de solutions atteignables par rapport à une représentation continue qui considère sans restriction l’ensemble des solutions potentielles. Pour illustrer ce fait, prenons le cas simple d’un problème d’ordonnancement d’une seule tâche d’une durée de 10 heures sur une ressource disponible sur une période de 1000 heures. Dans le cas d’une représentation discrète (telle que celle de CESNA et du modèle Dynamique), la taille de l’espace de recherche dépend du paramètre de discrétisation : en discrétisant la ressource par pas de 1 heure par exemple, on restreint le nombre de solutions potentielles à 1000. À l’inverse, dans le cas d’une représentation continue (telle que celle du modèle Continu et de MANA), le nombre de solutions potentielles, donc la taille de l’espace de recherche, dépend de la précision employée pour représenter le temps. Dans notre cas, le modèle Continu et MANA ont une précision de l’ordre de la milliseconde, ce qui implique 3 600 000 000 solutions potentielles dans l’espace de recherche (100 heures converties en ms.). Une précision de l’ordre de la milliseconde ou de la seconde est rarement nécessaire à la résolution de problèmes industriels (*cf.* [section III.A.4](#)) mais pour ne pas limiter le champ applicatif de notre approche, nous avons simplement utilisé l’unité de temps employée par le langage JAVA pour représenter une date.

III.A.3 Coût d’expression du problème par un réseau

La facteur limitant de CESNA étant principalement l’occupation mémoire, afin de montrer les apports théoriques de MANA dans le cas de problèmes industriels de très grande taille,

nous comparons l'évolution de la taille du réseau de coordination (en nombre de nœuds) pour chaque modèle en fonction de la taille des problèmes à résoudre. Cette section se différencie de la [section III.A.2](#) par le fait qu'elle aborde la taille des réseaux de coordination respectifs des modèles présentés et non la taille des espaces de recherche considérés par chaque modèle.

Nous prenons le cas simplifié d'un problème consistant à placer T tâches sur une ressource disponible pour une durée de D heures. Les paramètres spécifiques à certains modèles et impactant la taille du réseau sont le "pas de temps" P définissant la taille des parts de ressource dans le cas des modèles discrets, le nombre de propositions d'allocation ou d'entités E dans le cas des modèles partiels, et la taille des entités T_E , c.-à-d. le nombre de positions distinctes perçues. Pour simplifier la représentation graphique, nous fixons les valeurs de P à 1 heure, E à 5 et T_E à 10.

Dans le cas de CESNA, le réseau de coordination se compose de :

- $\frac{D}{P}$ contrats ;
- pour chaque agent : un nœud OU, un nœud ET_{*i*}, deux nœuds OU_{*i*}, un nœud ET pour chaque contrat.

La taille du réseau de coordination du modèle CESNA s'exprime ainsi par la formule : $\frac{D}{P} \cdot (1+5T)$.

Dans le cas du modèle Dynamique, le réseau de coordination se compose de :

- $\frac{D}{P}$ contrats ;
- pour chaque agent : un nœud OU et pour chaque entité, un nœud ET_{*i*}, deux nœuds OU_{*i*}, un nœud OU et T_E nœuds ET.

La taille du réseau de coordination du modèle Dynamique s'exprime ainsi par la formule : $\frac{D}{P} + T \cdot (1 + 4E \cdot T_E)$.

Dans les cas du modèle Continu et de MANA, le réseau de coordination se compose de :

- pour chaque agent : un routeur et E propositions.

La taille du réseau de coordination du modèle Continu et de MANA s'exprime ainsi par la formule : $2T \cdot E$.

La figure [figure III.6](#) explicite les différences entre les arbres de coordination respectifs des différents modèles.

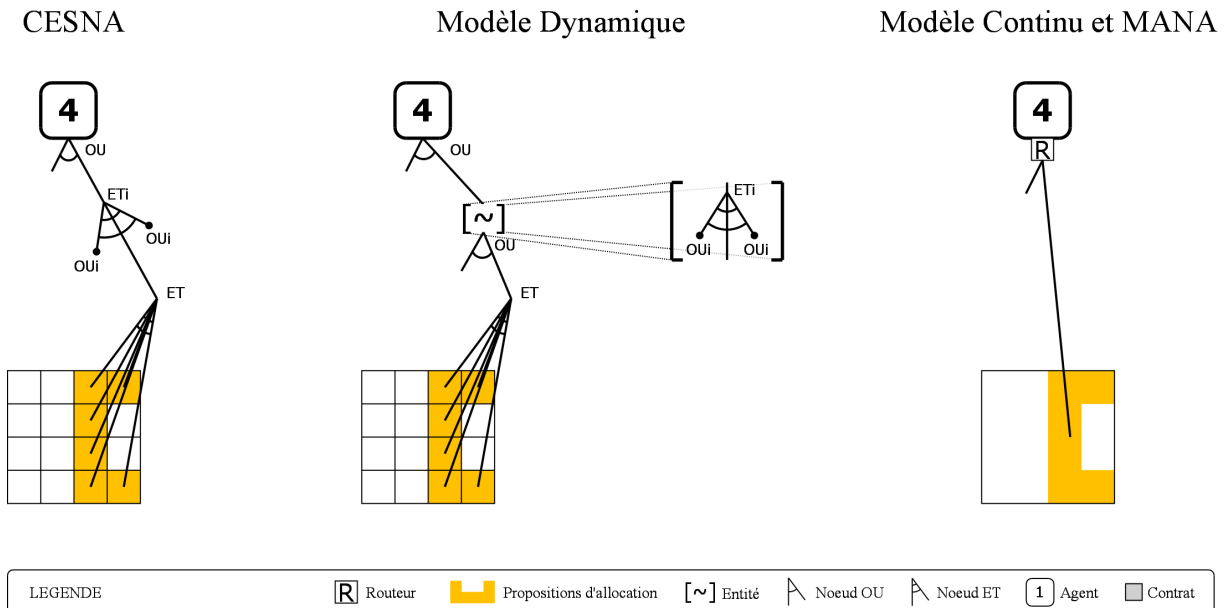


FIGURE III.6 – Comparaison des arbres de coordination entre les différents modèles.

Les figures III.7, III.8 et III.9 présentent l'évolution de la taille du réseau de coordination des différents modèles en fonction du nombre de tâches (T) et de l'espace de placement disponible (c.-à-d. la durée) de la ressource (D), sur une échelle logarithmique.

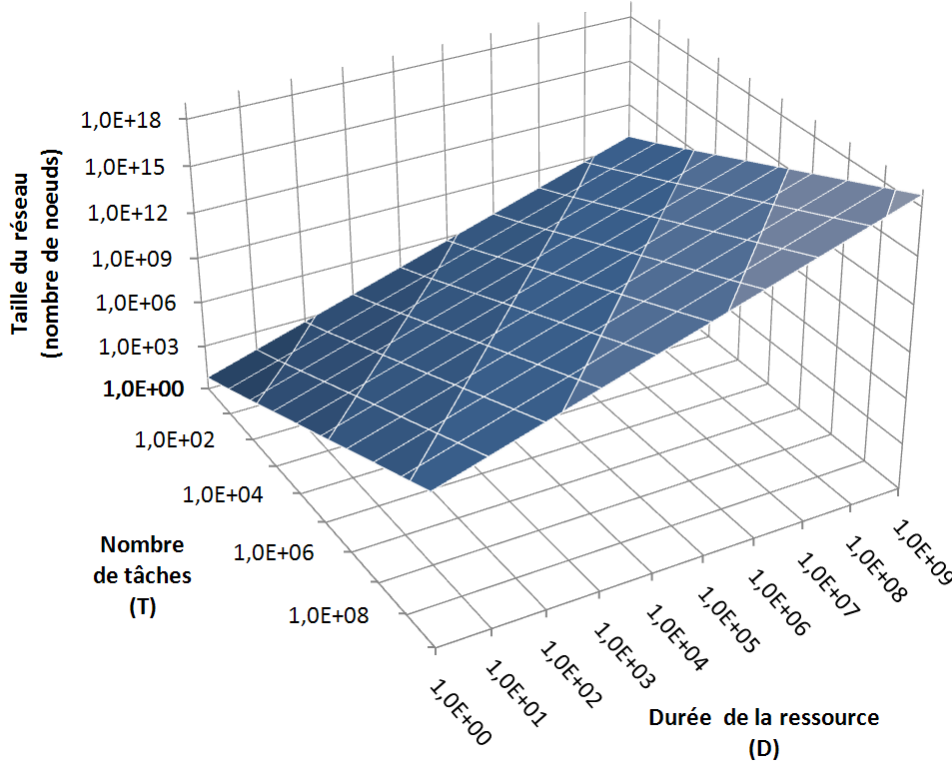


FIGURE III.7 – Taille du réseau de coordination du modèle CESNA.

On constate que si les tailles de réseau de coordination de tous les modèles augmentent exponentiellement avec la taille des problèmes, cette augmentation est beaucoup moins rapide dans le cas des modèles Dynamique, Continu et MANA. De plus, si le modèle Dynamique semble plus sensible au nombre de tâches qu'à la durée des ressources, ce qui s'explique par l'indépendance entre le nombre d'entités et le nombre de contrats présents dans le réseau, les modèles basés sur une représentation continue sont totalement indépendants de la durée de disponibilité des ressources.

Les courbes présentées sont à nuancer dans le cas spécifique du modèle MANA : elles illustrent le pire cas. En effet, dans le cas de ce modèle, la gestion de la structure de coordination ne repose pas sur un nombre fixe et prédéterminé de propositions d'allocation : le nombre de propositions d'allocation par agent varie selon sa capacité à obtenir satisfaction dans un contexte précis : les agents ne créent des propositions que lorsqu'ils sont incapables d'obtenir satisfaction à partir des propositions existantes, et ces propositions sont supprimées par un phénomène d'évaporation constant si elles ne présentent aucun intérêt pour l'agent. Lorsqu'un agent obtient satisfaction, le nombre de ses propositions d'allocation décroît jusqu'à ce qu'il ne possède plus que la proposition qui le satisfait. Ainsi, au cours de la résolution, plus le système se rapproche d'un état solution, plus le nombre de propositions d'allocation tend vers le nombre d'agents. La figure III.10 représente un exemple d'évolution de la taille du réseau de coordination du modèle MANA au cours de la résolution d'un problème constitué de 75 tâches. On observe sur la figure III.10 que la taille du réseau de coordination du modèle MANA croît ainsi rapidement

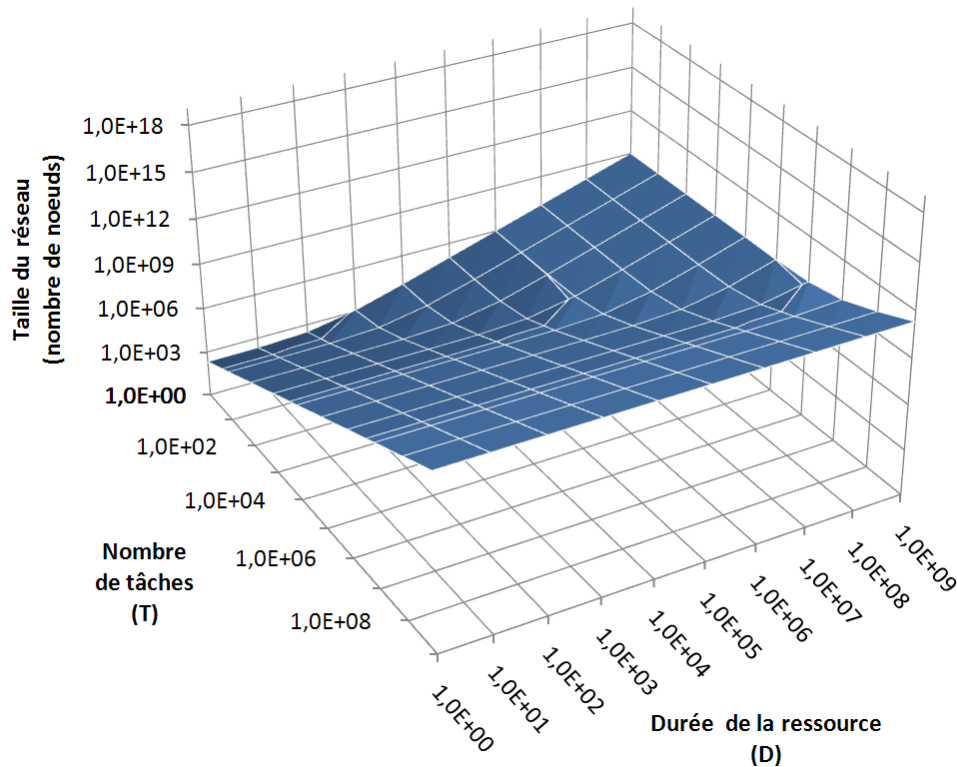


FIGURE III.8 – Taille du réseau de coordination du modèle Dynamique.

au début de la résolution puis décroît progressivement jusqu'à tendre vers $2 \cdot T$ (T étant le nombre de tâches donc le nombre d'agents).

III.A.4 Impact de la précision de la représentation continue

Afin d'adapter la précision d'ordonnancement de MANA aux problèmes abordés, nous avons mis en place un mécanisme d'arrondi permettant de moduler la précision du positionnement des propositions d'allocation sur les ressources selon un paramètre dont la valeur est définie par les caractéristiques des problèmes. Il est possible de faire un parallèle entre la notion d'arrondi du modèle MANA et la discrétisation des espaces de recherches des modèles CESNA et Dynamique (cf. [section II.A.2.2](#)). En effet, ces deux notions ont les mêmes effets sur la résolution des problèmes : elles restreignent le nombre de solutions atteignables et limitent le taux d'exploitation des ressources.

L'exemple illustré par la [figure III.11](#) est un cas simple où toutes les tâches à ordonner ont la même durée. Dans les cas réels de problèmes industriels, la durée des tâches est variable et si l'arrondi représente un facteur d'amélioration pragmatique des performances du système, il devient un paramètre particulièrement sensible étant donné son effet potentiellement néfaste sur ces mêmes performances.

La [figure III.12](#) présente l'impact de cet arrondi sur les performances de MANA lors de la résolution d'un problème d'ordonnancement composé de tâches de 10 heures soit 36 000 000 millisecondes. On constate que si un arrondi permet d'améliorer les performances du modèle lorsque la valeur de cet arrondi est égale à la durée (36 000 000 ms.) ou à la moitié de la durée (18 000 000 ms.) des tâches à ordonner (ce qui s'explique par une limitation du nombre de

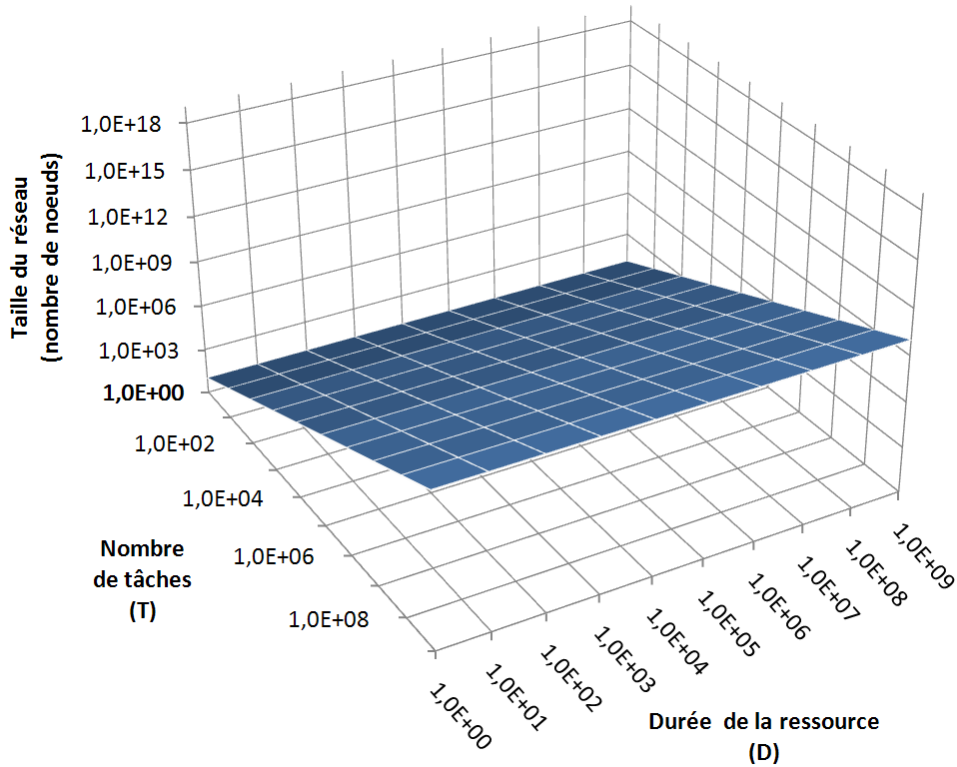


FIGURE III.9 – Taille du réseau de coordination des modèles Continu et MANA.

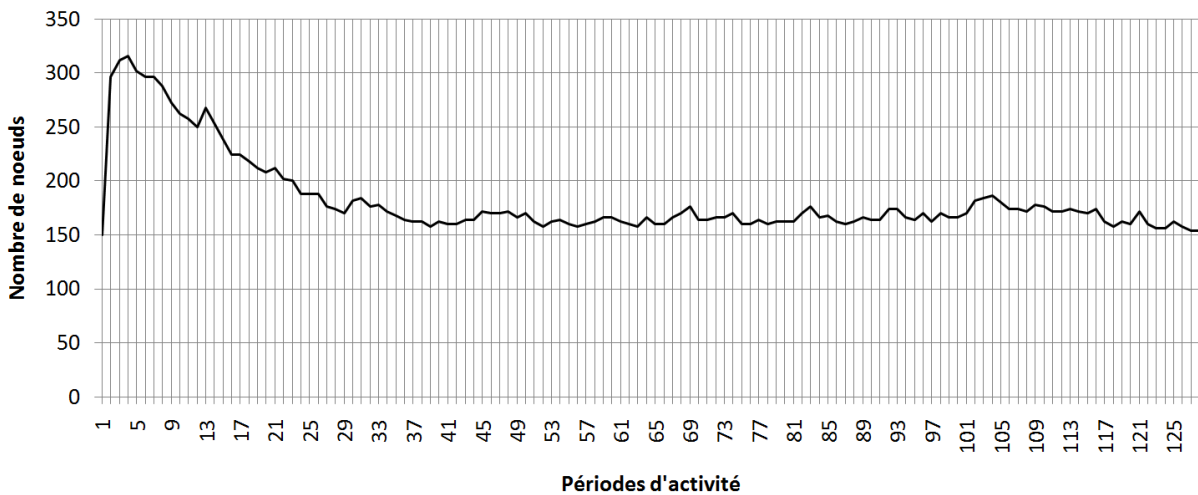


FIGURE III.10 – Évolution de la taille du réseau de coordination du modèle MANA au cours de la résolution.

solutions atteignables et une maximisation de la pertinence de ces solutions par rapport à la durée des tâches), il peut être responsable d’une dégradation des performances dans les autres cas (par exemple, lorsque l’arrondi vaut 33 000 000 ms. ou 72 000 000 ms.).

La [figure III.11](#) montre l’impact de l’arrondi sur le positionnement des tâches sur une ressource et explique ainsi les temps d’exécution observés sur la [figure III.12](#). Ainsi, la dégradation

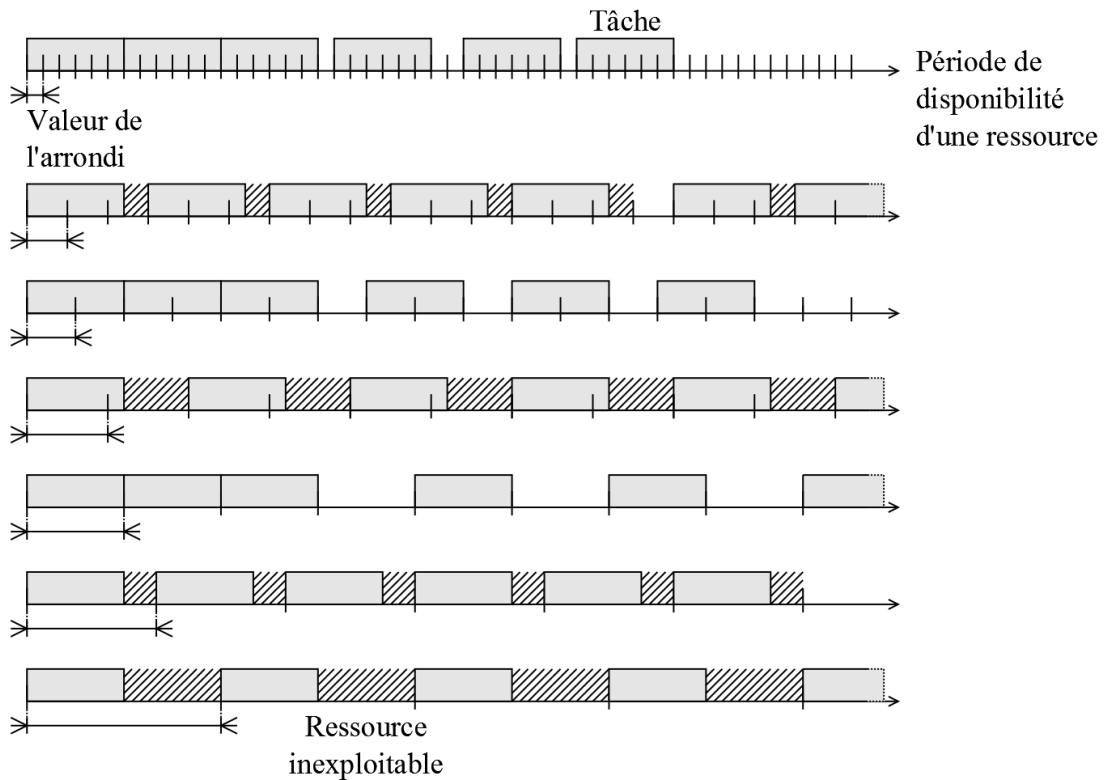


FIGURE III.11 – Impact de l’arrondi sur le positionnement des tâches sur une ressource.

des performances lorsque la valeur de l’arrondi est légèrement inférieure à la durée des tâches (ou à la moitié de cette durée) s’explique par les espaces perdus entre deux tâches consécutives sur la ressource : la ressource étant divisée en parts d’une durée presque identique et inférieure à celle des tâches, une tâche occupe alors plusieurs parts de ressource, dont une qui n’est pas occupée intégralement. Selon le même principe, lorsque la valeur de l’arrondi est supérieure à la durée des tâches, la ressource est sous-exploitée. Le taux d’exploitation potentiel d’une ressource est en effet inversement proportionnel au rapport entre la valeur de l’arrondi et la durée des tâches.

III.A.5 Appréciation de la vitesse de convergence

Notre approche ne relève pas d’une optimisation combinatoire stricte mais plutôt d’une résolution de problèmes fortement dynamiques. Il est ainsi peu pertinent de comparer directement les performances de notre approche à celles d’autres approches développées spécifiquement pour des cas d’optimisation combinatoire. Nous positionnons alors notre approche de façon indirecte à l’aide du positionnement réalisé par [Arm06] de l’approche CESNA par rapport à d’autres approches dans le cadre de la résolution du problème de k -coloration issu de littérature.

Ainsi, face à l’approche ABAC (*An Ant-Based Algorithm for Coloring Graphs*) qui exploite les algorithmes d’optimisation par colonies de fourmis dans le cadre de la résolution de problème de coloration de graphe (cf. [BNPP08]), CESNA montre des performances équivalentes pour des problèmes de taille moyenne (cf. tableau III.1).

De même, face à l’approche hybride EVA (*Evolutionary Annealing algorithm*) spécifique au problème de coloration de graphes qui bénéficie d’une représentation centralisée des problèmes et qui combine un algorithme génétique et le recuit simulé (cf. [FLS01]), l’approche CESNA,

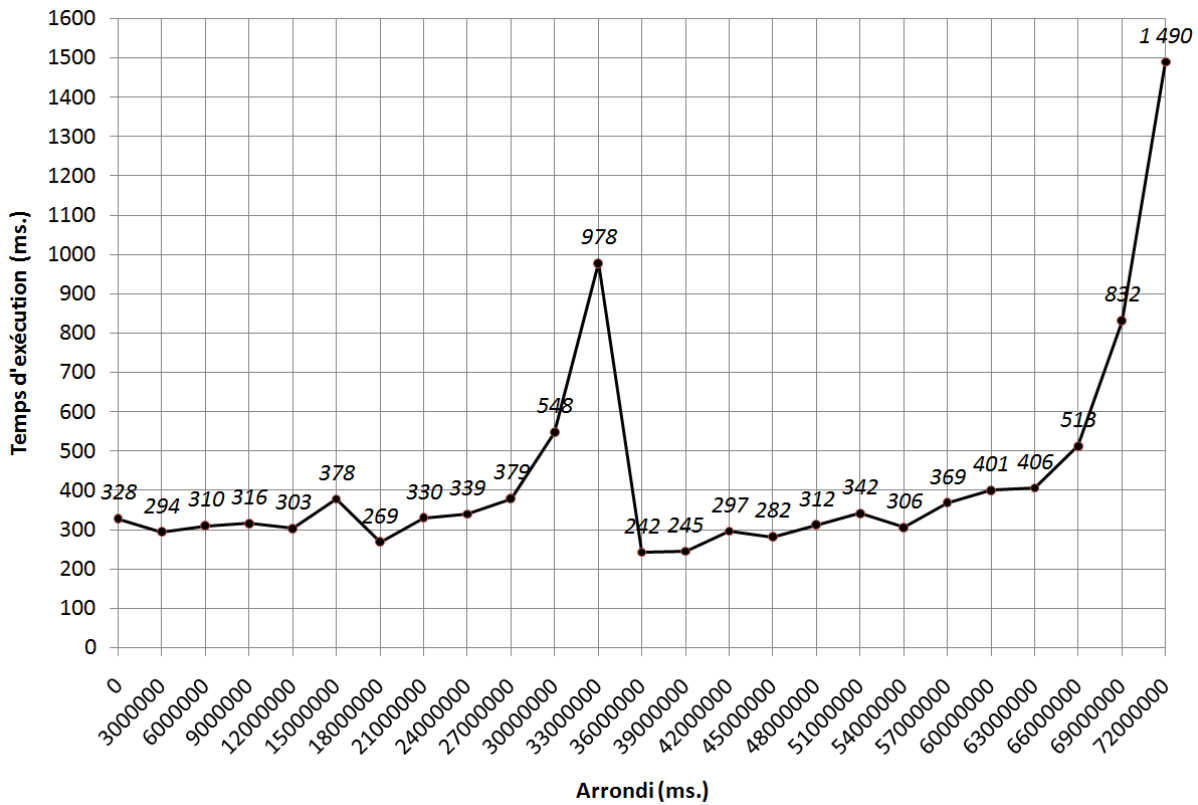


FIGURE III.12 – Impact de l’arrondi lors de la génération des propositions d’allocation sur les performances de MANA.

Problèmes de k -coloration				CESNA				ABAC
Nom	Nœuds	Arêtes	Nb. chromatique	Taux réussite	Périodes d’activité en moyenne	Écart type	Temps moyen	Temps moyen
david.col	86	406	11	50/50	27	31,2	1,2 s.	0,4 s.
anna.col	138	494	11	33/50	45,5	40,2	3,9 s.	1,2 s.
homer.col	561	1628	13	42/50	15,3	53,9	20 s.	20,8 s.

TABLEAU III.1 – Performances de CESNA pour des problèmes de k -coloration de taille moyenne.

bien qu’ayant des performances en retrait face à EVA, montre qu’elle permet la résolution de problèmes de grande taille en des temps acceptables (*cf.* [tableau III.2](#)), même si certaines instances de problèmes particulièrement difficiles (les graphes de Leighton) ne sont pas résolues.

Nous avons vu dans la [section III.A.1](#) que MANA permet une amélioration significative des performances de notre approche par rapport au modèle initial CESNA. Les résultats de CESNA face à d’autres approches de résolution de problèmes de k -coloration nous laisse penser que MANA représente une approche prometteuse pour la résolution de problèmes industriels de partage de ressources critiques soumis à une forte dynamique. En effet, notre approche ne se situe pas dans le cadre d’optimisation combinatoire stricte mais plutôt dans le cadre

Problèmes de k -coloration				CESNA				EVA
Nom	Nœuds	Arêtes	Nb. chroma- tique	Taux réus- site	Périodes d'activité en moyenne	Écart type	Temps moyen	Temps moyen
miles1000.col	128	6432	42	46/50	70.3	35	135.8 s.	N.C.
school1.col	385	19095	14	28/50	50.7	33.6	161.4 s.	12 s.
school1_nsh.col	352	14612	14	5/50	76.6	29.1	173.3 s.	29 s.
le450_5a	450	5714	5	0/50				366 s.
le450_15c	450	16680	15	0/50				73392 s.

TABLEAU III.2 – Performances de CESNA pour des problèmes de k -coloration de grande taille.

d'une résolution de problèmes fortement dynamiques et de ce fait, n'est pas comparable en termes de performances à des approches spécifiquement développées pour des cas d'optimisation combinatoire. En contrepartie, notre approche permet la résolution de problèmes industriels en environnement ouvert, soumis par définition à de nombreuses évolutions de leurs caractéristiques, auxquels les approches classiques d'optimisation combinatoires ne peuvent faire face.

III.B Cas industriel

Cette section est consacrée aux performances de résolution de notre approche dans le cas de problèmes industriels. Les mesures présentées concernent le moteur d'ordonnancement utilisé actuellement au sein des produits d'OSLO Software. Ce moteur d'ordonnancement développé en JAVA est un hybride entre le modèle Dynamique et le modèle Continu : il combine les entités du modèle Dynamique assurant l'évolution de la structure de coordination (*cf.* [section II.B.2.1](#)) à la notion de proposition d'allocation introduite par le modèle Continu et permettant une représentation continue de l'espace de recherche (*cf.* [section II.B.2.2](#)). La notion de routeur introduite par le modèle Continu et les mécanismes de guidage endogène (par marquage des motifs d'allocation) ne sont ainsi pas exploités par ce moteur d'ordonnancement. La phase d'industrialisation de MANA étant en cours, il ne nous a pas été possible de mesurer les performances de ce modèle sur un cas industriel, mais les premiers tests réalisés au sein d'OSLO Software confirment le potentiel de MANA en termes de réduction de l'occupation mémoire, de réduction des temps d'exécution et de réduction des coûts de maintenance du logiciel par rapport au système existant basé sur un moteur d'ordonnancement hybride.

Toutes les figures de cette section présentent l'évolution du **temps d'exécution** et du **nombre de tâches placées sur les ressources** au cours de la résolution en fonction du nombre de périodes d'activité effectuées.

III.B.1 Performances de résolution du cas industriel

Le problème résolu lors de ces mesures correspond à un cas industriel d'ordonnancement de tâches dans un atelier de construction de cheminées de centrales nucléaires. Ce cas concerne l'allocation de tâches de soudures à une équipe de soudeurs en fonction de leurs compétences sur une période de 18 mois. Les compétences des ressources (les soudeurs) sont elles-mêmes amenées à évoluer au cours de la résolution car les certifications dans le domaine nucléaire impliquent que chaque compétence doit être pratiquée régulièrement afin d'être conservée. Le système doit ainsi tenir compte des compétences mises en œuvre par chaque ressource afin de limiter la perte de compétences et les formations coûteuses nécessaire à leur recouvrement. La durée des tâches

varie entre quelques heures à plusieurs mois et les séquences opératoires peuvent être composées de plusieurs dizaines de tâches. Ce problème est initialement composé de 10000 tâches et de 100 ressources (nous ferons évoluer ces paramètres lors de nos mesures afin de mettre en évidence certaines propriétés du système). Pour des raisons de confidentialité, nous ne pouvons fournir plus de détails sur les caractéristiques réelles de ce cas industriel.

Ces mesures ont été réalisées sur un ordinateur doté d'un processeur Intel Centrino Duo T2400 (fonctionnant à la fréquence de 1,83 GHz) et de 2 Go de RAM. Les temps d'exécution indiqués sont des moyennes réalisées à partir de 100 exécutions successives.

Les deux premières séries de mesures effectuées et présentées dans cette section serviront de base de comparaison pour la [section III.B.2](#) présentant la capacité d'intégration des perturbations de notre approche. La [figure III.13](#) et la [figure III.14](#) présentent ainsi chacune plusieurs mesures successives et distinctes correspondant à des modifications des dimensions du problème (nombre de tâches à placer et nombre de ressources disponibles).

La [figure III.13](#) correspond au cas industriel composé de 10000 tâches et de 100, 105 puis 110 ressources et souligne les conséquences d'une variation des dimensions du problème (ajout de 5% puis de 10% de ressources par rapport au cas initial). L'augmentation du nombre de ressources

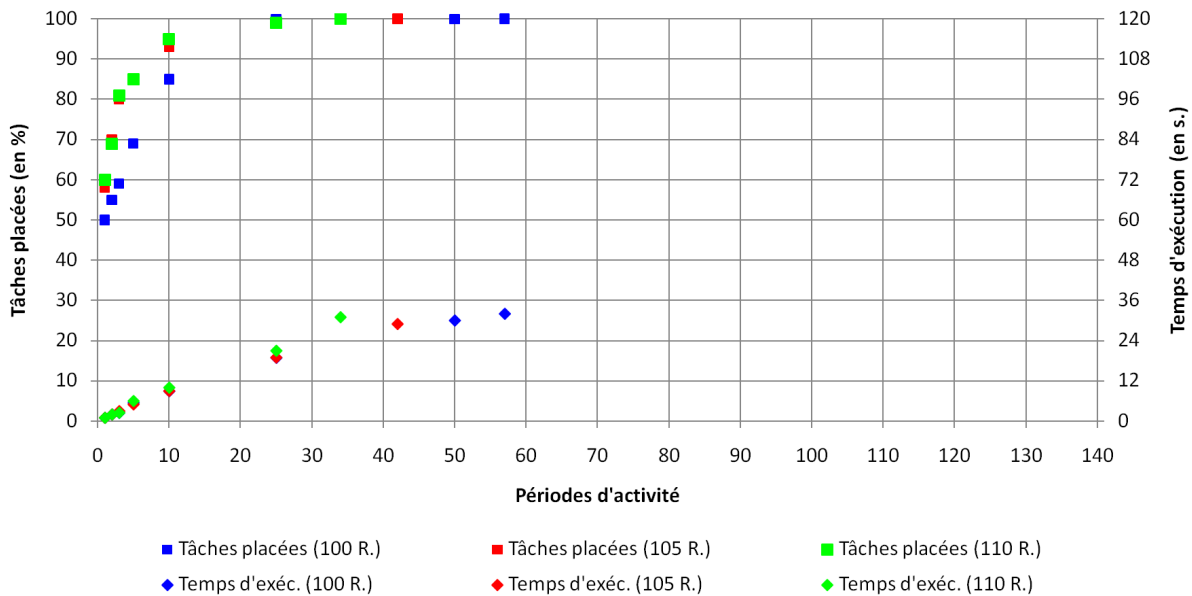


FIGURE III.13 – Cas industriel : temps d'exécution moyen et nombre moyen de périodes d'activité pour 10000 tâches et 100, 105 puis 110 ressources.

(5% puis 10%) correspond à une diminution du taux d'utilisation⁵ des ressources :

- avec 100 ressources, le taux d'utilisation moyen est d'environ 85% ;
- avec 105 ressources, le taux d'utilisation moyen est d'environ 80.75% ;
- avec 110 ressources, le taux d'utilisation moyen est d'environ 76.5%.

La baisse du taux d'utilisation des ressources permet ainsi une diminution de la complexité algorithmique du problème qui se traduit par une diminution du nombre de périodes d'activité nécessaires à la résolution :

- avec 100 ressources, il faut en moyenne 57 périodes d'activité pour atteindre une solution ;

5. Le taux d'utilisation d'une ressource correspond au rapport entre l'espace (que ce soit une surface, une durée, etc.) occupé et l'espace total disponible sur la ressource.

- avec 105 ressources, il ne faut plus que 42 périodes d’activité en moyenne, ce qui correspond à une amélioration d’environ 26% ;
- avec 110 ressources, il ne faut plus que 34 périodes d’activité en moyenne, soit une amélioration d’environ 40% par rapport au cas initial (100 ressources).

En revanche, le temps d’exécution ne varie pas (ou très peu) ce qui s’explique par le fait que la diminution de la complexité permise par l’augmentation du nombre de ressources est compensée par l’augmentation de la taille de l’espace de recherche associé au problème, induite par cette même augmentation du nombre de ressources. L’augmentation de la taille de l’espace de recherche se traduit par une augmentation de la taille des arbres de coordination qui doivent considérer un plus grand nombre de ressources. Cette augmentation de la taille des arbres de coordination implique une augmentation du temps nécessaire à leur construction et à leur modification. À titre indicatif, l’occupation mémoire nécessaire à l’exécution du système vaut en moyenne 71.5 Mo. pour 100 ressources, 84.4 Mo. pour 105 ressources (soit une augmentation d’environ 18%) et 86 Mo. pour 110 ressources (soit une augmentation d’environ 20%).

Ces mesures mettent en évidence l’une des propriétés intéressantes de notre approche : une solution approchée correspondant au placement de 85% (respectivement 93% et 95%) des tâches pour 100 ressources (respectivement pour 105 et 110 ressources) est atteinte en seulement 10 secondes (soit le tiers du temps total de résolution).

La figure III.14 confirme le comportement de notre approche face aux variations des dimensions du problème en présentant les cas composés de 100 ressources et de 10000, 10500, 11000 puis 11500 tâches à placer ce qui correspond à des augmentations de 5%, 10% et 15% du nombre de tâches. L’augmentation du nombre de tâches à placer correspond à une augmentation du taux

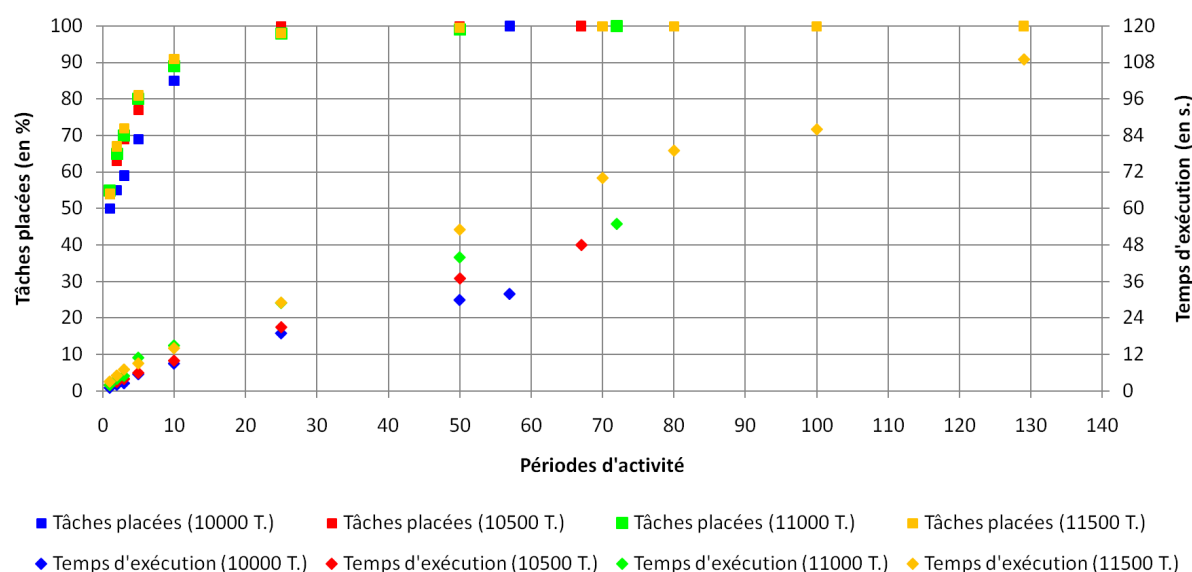


FIGURE III.14 – Cas industriel : temps d’exécution moyen et nombre moyen de périodes d’activité pour 10000, 10500, 11000 puis 11500 tâches et 100 ressources.

d’utilisation des ressources :

- avec 10000 tâches, le taux d’utilisation moyen est d’environ 85% ;
- avec 10500 tâches, le taux d’utilisation moyen est d’environ 89.25% ;
- avec 11000 tâches, le taux d’utilisation moyen est d’environ 93.5% ;
- avec 11500 tâches, le taux d’utilisation moyen est d’environ 97.75%.

Cette augmentation du taux d'utilisation des ressources provoque une augmentation de la complexité algorithmique du problème qui se traduit par une augmentation du nombre de périodes d'activité et du temps d'exécution nécessaires à la résolution :

- 57 périodes d'activité et 32 secondes pour 10000 tâches ;
- 67 périodes d'activité et 48 secondes pour 10500 tâches (soit une augmentation d'environ 17.5% du nombre de périodes et 50% du temps d'exécution) ;
- 72 périodes d'activité et 55 secondes pour 11000 tâches (soit une augmentation par rapport au cas initial d'environ 26% du nombre de périodes et 72% du temps d'exécution) ;
- 129 périodes d'activité et 109 secondes pour 11500 tâches (soit une augmentation par rapport au cas initial d'environ 126% du nombre de périodes et 240% du temps d'exécution).

À titre indicatif, l'occupation mémoire nécessaire à l'exécution du système vaut en moyenne 71.5 Mo. pour 10000 tâches, 81 Mo. pour 10500 tâches (soit une augmentation d'environ 13%), 97 Mo. pour 11000 tâches (soit une augmentation d'environ 36%) et 110 Mo. pour 11500 tâches (soit une augmentation d'environ 54%).

III.B.2 Intégration dynamique des perturbations

Nous avons vu dans la [section I.A.1](#) que les problèmes complexes que nous abordons sont dynamiques : leurs caractéristiques sont amenées à évoluer au cours de leur résolution. Nous avons présenté dans la [section I.A.3](#) notre approche basée sur des mécanismes endogènes de guidage de l'activité d'un SMA afin de doter le système de la capacité à s'adapter aux évolutions du problème en cours de résolution. Nous illustrons à présent les performances de notre approche dans des cas de modifications des caractéristiques du problème en cours de résolution. Pour les mêmes raisons, les mesures suivantes ont été réalisées à l'aide du même moteur d'ordonnancement que pour les mesures de la section précédente.

La [figure III.15](#) correspond à la suppression de 5% des ressources (sur 110 ressources on n'en conserve que 105) après l'obtention d'une solution. On constate logiquement (puisque une

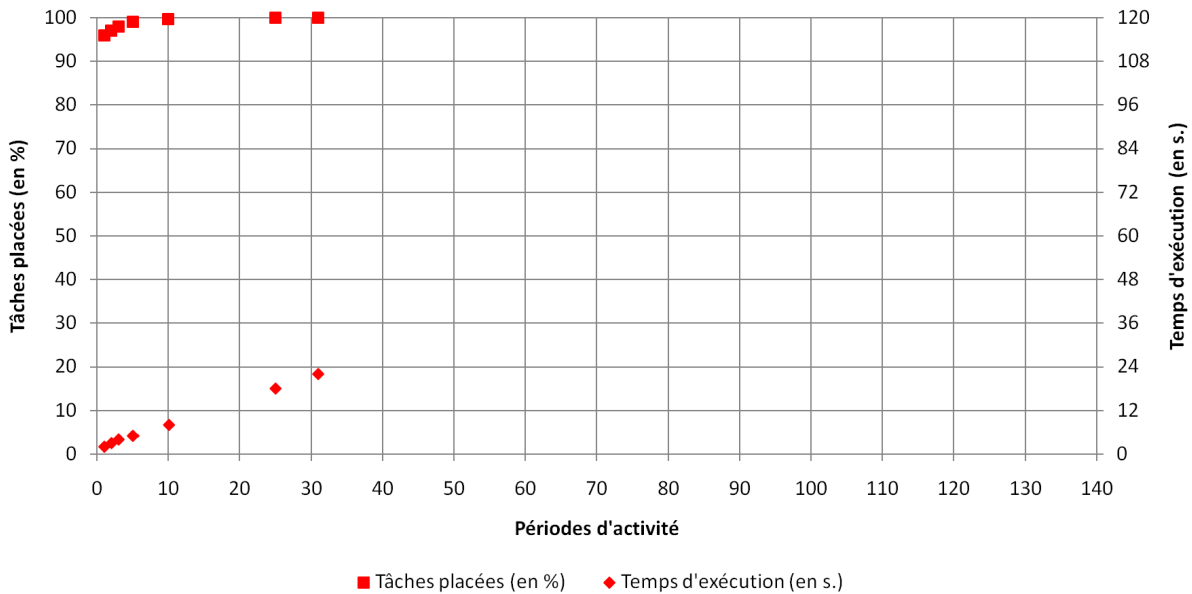


FIGURE III.15 – Cas industriel : temps d'exécution moyen et nombre moyen de périodes d'activité après suppression de 5% des ressources.

solution a déjà été atteinte) que dès le début de la résolution, plus de 96% des tâches sont déjà placées. Il en résulte une convergence plus rapide vers une solution (en 31 périodes d'activité et 22 secondes) que le cas initial dont la solution est construite intégralement (en 57 périodes d'activité et 32 secondes, soit une amélioration de 46% du nombre de périodes et 31% du temps d'exécution).

La figure III.16 correspond à la suppression de 10% des ressources (sur 110 ressources on n'en conserve que 100) après l'obtention d'une solution. On constate logiquement (puisque une

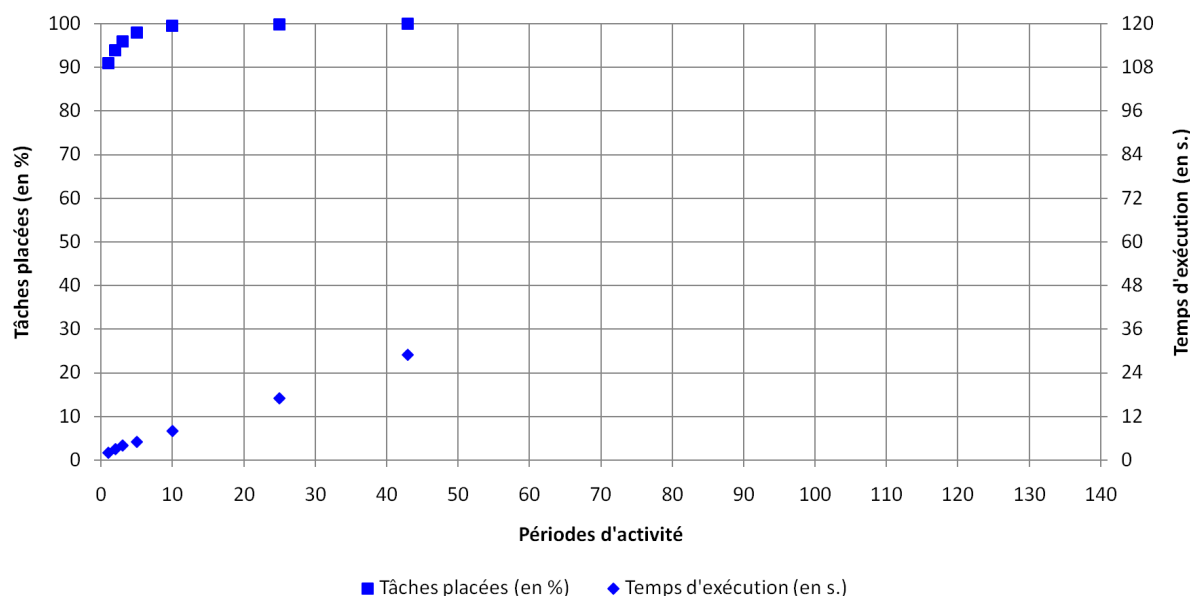


FIGURE III.16 – Cas industriel : temps d'exécution moyen et nombre moyen de périodes d'activité après suppression de 10% des ressources.

solution a déjà été atteinte) que dès le début de la résolution plus de 90% des tâches sont déjà placées. Il en résulte une convergence plus rapide vers une solution (en 43 périodes d'activité et 29 secondes en moyenne) que le cas initial dont la solution est construite intégralement (en 57 périodes d'activité et 32 secondes).

Ces premières mesures (*cf.* figure III.15 et figure III.16) montrent que le système est capable d'absorber les perturbations en limitant leur impact sur la solution : le système ne revoit pas l'ensemble de la solution ce qui montre qu'il fait preuve d'une capacité d'adaptation aux évolutions dynamiques du problème. Les mesures suivantes portent sur la variation du nombre de tâches du problème et, comme nous allons le voir par la suite, elles soulignent plus clairement la capacité d'adaptation du système.

La figure III.17 correspond à l'ajout de 5% de tâches par rapport au cas initial après l'obtention d'une solution. Le constat est le même que dans le cas de la suppression de ressources : la convergence vers une nouvelle solution est beaucoup plus rapide que dans le cas d'une construction intégrale de la solution avec 10500 tâches (34 périodes d'activité et 25 secondes en moyenne contre 67 périodes d'activité et 48 secondes, soit une amélioration moyenne de 49% du nombre de périodes et 48% du temps d'exécution). L'occupation mémoire est similaire avec une valeur moyenne de 80 Mo. contre 81 Mo.

La figure III.18 correspond à l'ajout de 10% de tâches par rapport au cas initial après l'obtention d'une solution. Le constat est le même que pour la figure précédente : la convergence vers une nouvelle solution est beaucoup plus rapide que dans le cas d'une construction intégrale

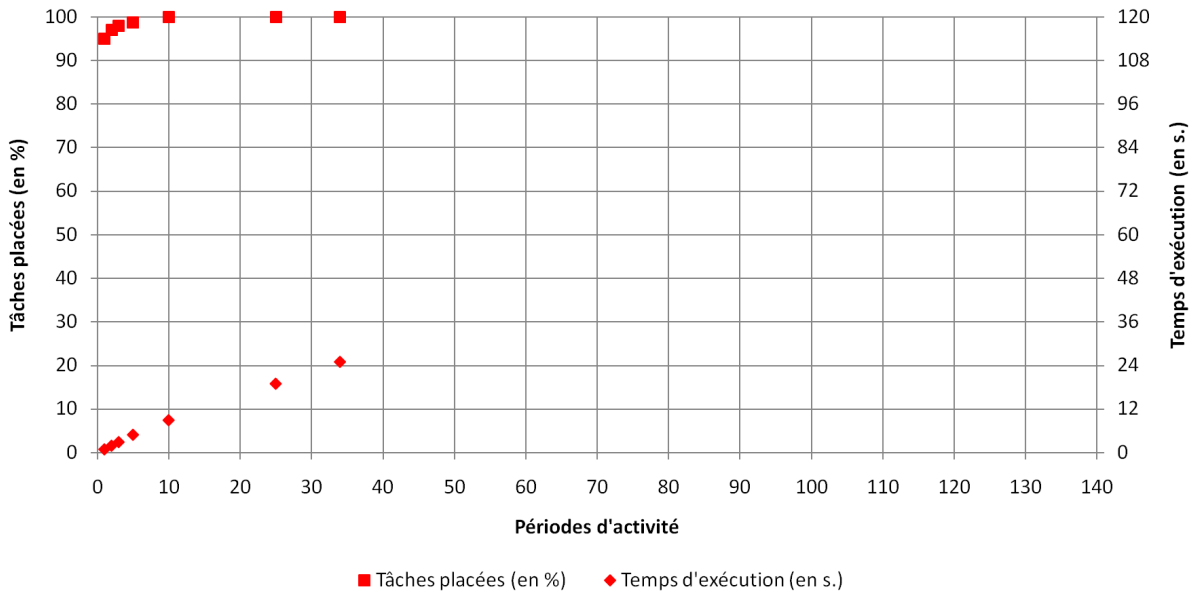


FIGURE III.17 – Cas industriel : temps d’exécution moyen et nombre moyen de périodes d’activité après ajout de 5% de tâches.

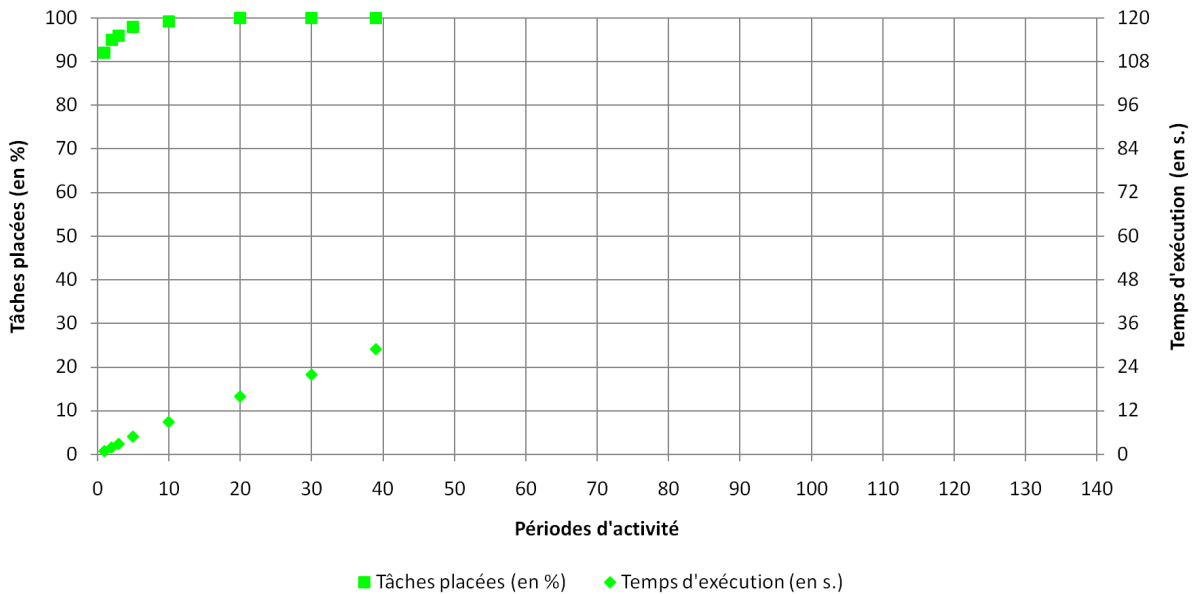


FIGURE III.18 – Cas industriel : temps d’exécution moyen et nombre moyen de périodes d’activité après ajout de 10% de tâches.

de la solution avec 11000 tâches (39 périodes d’activité et 29 secondes en moyenne contre 72 périodes d’activité et 55 secondes, soit une amélioration moyenne de 46% du nombre de périodes et 47% du temps d’exécution). L’occupation mémoire est similaire avec une valeur moyenne de 97.5 Mo. contre 97 Mo.

La figure III.19 correspond à l’ajout de 15% de tâches par rapport au cas initial après l’obtention d’une solution. Le constat est le même que pour les figures précédentes : la convergence

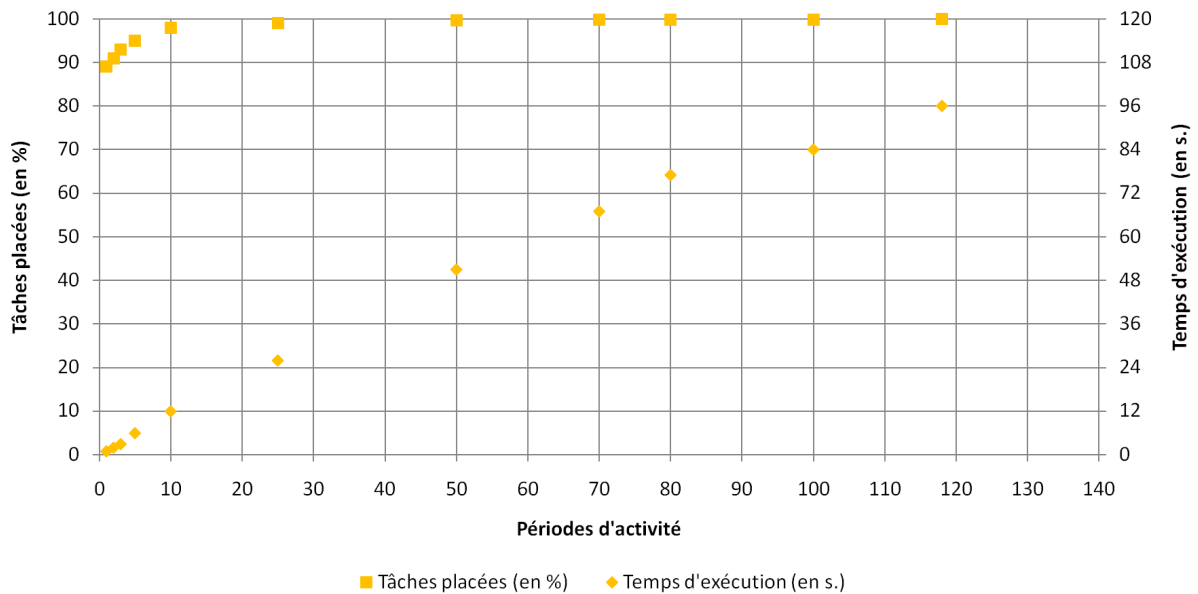


FIGURE III.19 – Cas industriel : temps d'exécution moyen et nombre moyen de périodes d'activité après ajout de 15% de tâches.

vers une nouvelle solution est beaucoup plus rapide que dans le cas d'une construction intégrale de la solution avec 11500 tâches (118 périodes d'activité et 96 secondes en moyenne contre 129 périodes d'activité et 109 secondes, soit une amélioration moyenne de 8% du nombre de périodes et 12% du temps d'exécution). L'occupation mémoire est similaire avec une valeur moyenne de 108 Mo. contre 110 Mo.

Ces mesures confirment que le système ne reconstruit pas l'ensemble de la solution mais apporte uniquement les modifications nécessaires à l'intégration de la perturbation prouvant ainsi sa capacité d'adaptation aux évolutions du problème au cours de sa résolution. Dans le dernier cas (correspondant à une augmentation de 15% de tâches à placer), la différence de performances peu significative entre la construction intégrale d'une solution et une adaptation s'explique par le taux d'utilisation élevé des ressources : la modification de l'allocation d'une tâche peut provoquer de nombreuses autres modifications puisque l'espace disponible sur les ressources est très faible et ne permet pas de réparer localement la solution.

III.C Synthèse des expérimentations

Les résultats des expérimentations présentées dans ce chapitre permettent de confirmer les apports de notre approche :

- les différentes évolutions apportées à l'approche initiale (CESNA) ont permis une amélioration significative des performances de résolution ;
- notre approche est capable (suite aux évolutions apportées) de résoudre des problèmes industriels de grande taille ;
- notre approche fait preuve d'une capacité d'adaptation aux évolutions dynamiques des propriétés du problème en cours de résolution.

La phase d'industrialisation du modèle MANA étant inachevée, les mesures présentées ont été réalisées à l'aide du moteur d'ordonnancement actuellement industrialisé basé sur un hybride

entre le modèle Dynamique et le modèle Continu. Les premiers retours de cette industrialisation confirment le potentiel d'amélioration des performances de MANA par rapport aux modèles précédents.

Nous pouvons enfin confirmer ces résultats par le fait que notre approche a été industrialisée et commercialisée dans différents domaines :

- dans le domaine nucléaire pour l'allocation de tâches de soudures en fonction des compétences de chaque ressource (soudeur) lors de la fabrication de cheminées de centrales nucléaires ;
- dans le domaine de la normalisation de produit dans le cadre d'une fabrication de produits en flux continu ;
- dans le domaine de la vente par correspondance pour l'allocation de processus de présentation des produits construits dynamiquement (séances photographiques, mise à jour de sites Web, *etc.*) à des ressources aux compétences variables.

Conclusion

Rappel de l'objectif

L'objectif de ces travaux est d'aborder la problématique du guidage endogène des Systèmes Multi-Agents (SMA) pour la résolution de problèmes complexes. Nous entendons par problèmes complexes des problèmes combinatoires dont la principale particularité est la dynamique dont ils font l'objet (évolution des données du problème au cours de la résolution) mais aussi la distribution de leurs composantes, leur systémique (les interdépendances entre les données du problème sont incompatibles avec une approche réductionniste), et la décentralisation du processus de résolution induite par la distribution et la systémique de ces problèmes.

Nous avons vu que la résolution de tels problèmes requiert des mécanismes internes capables d'orienter l'activité du système pour l'adapter aux évolutions du problème abordé, c.-à-d. orienter le parcours de l'espace de recherche afin de l'adapter aux modifications de ce dernier au cours de la résolution.

Rappel du contexte

Ces travaux ont été menés dans un contexte de collaboration industrielle entre le LIESP et l'entreprise OSLO Software. Les précédents travaux menés au cours de cette même collaboration (*cf.* [AHPL06]) ont conduit à la définition d'une approche stigmergique pour la résolution du problème de partage de ressources critiques : CESNA (Complex Exchanges between Stigmergic Negotiating Agents). CESNA est une approche multi-agents reposant sur une matérialisation du problème à résoudre en un environnement supportant les interactions entre les agents et permettant la coordinations de ces derniers pour la construction d'une solution.

Nos travaux s'appuient ainsi sur l'approche CESNA pour aborder la question du guidage de l'activité d'un SMA pour la résolution de problèmes complexes tels que le problème de partage de ressources critiques et plus particulièrement le problème d'ordonnancement.

Les contributions

Une phase préliminaire à nos travaux a consisté à participer à l'industrialisation de l'approche CESNA afin d'en cerner les limites dans un contexte industriel. En effet, si CESNA repose sur une séparation de la représentation du problème et du processus de résolution, facilitant ainsi l'adaptation du système aux évolutions du problème, certains concepts de cette représentation du problème compliquent le passage à l'échelle de l'approche. Ainsi, les deux limites que nous avons identifiées sont l'exhaustivité de la représentation de l'espace de recherche et la discrétisation arbitraire et *a priori* des dimensions de l'espace de recherche. Ces limites conduisent à une augmentation exponentielle de la taille du réseau de coordination (l'environnement des agents

matérialisant l'espace de recherche associé au problème) impliquant une occupation mémoire et une complexité algorithmique incompatibles avec la résolution de problèmes industriels.

Avant d'aborder la problématique principale du guidage de l'activité d'un SMA, nos travaux se sont concentrés sur la conception de deux modèles distincts introduisant de nouveaux concepts de représentation permettant de supprimer les limites de l'approche initiale. Le premier d'entre eux, le modèle Dynamique, a introduit une représentation non plus exhaustive mais partielle qui par conséquent est dynamique afin de permettre l'accès à l'intégralité de l'espace de recherche. Le second modèle, le modèle Continu, a introduit une représentation qualifiée de continue car ne nécessitant pas de discrétisation des dimensions de l'espace de recherche (qui sont le plus souvent, dans un contexte industriel, continues).

Les évolutions de la représentation des problèmes introduites par ces deux modèles ont été indispensables à l'intégration de nouveaux mécanismes de guidage endogène de l'activité du SMA lors de la conception du modèle MANA (Multi-level bAlancing Negotiating Agents). MANA exploite un marquage stigmergique des solutions partielles afin de rendre perceptible par les agents les actions les plus pertinentes à entreprendre pour atteindre une solution globale.

Les mécanismes de guidage endogène de l'activité du SMA mis en œuvre dans le modèle MANA reposent sur une perception locale par les agents du comportement global du système. L'activité du SMA étant par nature un phénomène observable d'un point de vue macroscopique, puisqu'émergeant des interactions entre les agents, il n'est pas perceptible par les agents eux-mêmes. Nous avons alors proposé de rendre perceptibles les effets locaux de ce phénomène global en les matérialisant dans l'environnement local des agents.

Dans le cadre de la résolution de problèmes complexes, le phénomène global que les agents "doivent" percevoir est la construction de la solution, c.-à-d. le parcours de l'espace de recherche lui-même. Les agents matérialisant les variables du problème, les effets locaux que nous exploitons comme moyens de perception sont les états de pertinence des propositions d'allocation des agents. Ainsi, chaque agent est capable de tenir compte des propositions d'allocations des autres agents en fonction de leur pertinence par rapport au contexte de résolution afin de créer la proposition d'allocation la plus apte à rapprocher le système d'une solution globale.

Nous avons mesuré une amélioration significative des performances entre les modèles CESNA et MANA, portant sur la taille des problèmes abordables et sur le temps de résolution. MANA permet en effet la résolution de problèmes industriels (de grande taille) en des temps inférieurs à ceux de CESNA, malgré une représentation partielle de l'espace de recherche (par opposition à la représentation exhaustive de CESNA) qui requiert un délai supplémentaire nécessaire à la construction d'une structure de coordination cohérente (correspondant à une solution).

Limites de l'approche

Notre approche a permis de dépasser les limites de l'approche initiale (CESNA) en introduisant de nouveaux concepts de représentation des problèmes et d'orientation de l'activité systémique, mais ces concepts ont leurs propres limites.

Les liens que nous avons établis entre les aspects locaux et globaux de la résolution des problèmes complexes au sein du modèle MANA permettent l'exploitation d'une représentation partielle et ainsi plus légère de l'espace de recherche favorisant ainsi la résolution de problèmes volumineux. Ces liens local/global sont établis dans un contexte particulier : ils dépendent de contraintes d'allocation explicites entre les variables. Ainsi, dans le cas du problème de k -coloration, les variables (les sommets) sont toutes, au moins indirectement, reliées par des contraintes d'allocation (les arêtes entre les sommets). À l'opposé, dans le cas du problème d'or-

donnancement par exemple, seuls des groupes de tâches (les séquences opératoires) sont reliés par des contraintes d'allocation (les relations chronologiques entre les tâches d'une même séquence).

Les mécanismes de guidage de l'activité d'un SMA que nous proposons sont ainsi limités à un cas particulier où les contraintes portant sur les actions des agents sont explicites.

Perspectives

Nous avons montré que les mécanismes endogènes de guidage de l'activité d'un SMA que nous proposons, bien que limités, permettent une amélioration significative des performances de résolution. Les travaux futurs devraient concerner la généralisation de ces mécanismes en les étendant à tous les agents, y compris ceux dont les contraintes d'allocation sont implicites (dues au simple fait que les agents partagent une même ressource). Le marquage devrait alors tenir compte des contraintes explicites entre les variables mais aussi des contraintes implicites permettant ainsi de propager de nouvelles influences tenant compte de la disponibilité des ressources, des réarrangements possibles, *etc.* Cette généralisation du guidage de l'activité soulève alors de nouvelles questions : quelle(s) information(s) faut-il exploiter ? Quel type de marquage faut-il effectuer ? De façon plus globale, est-il possible de rendre perceptible localement tout phénomène global ? Est-il alors possible de généraliser ce concept à d'autres SMA dont la fonction n'est pas la résolution de problèmes ? Dans ce cas, est-il possible de rendre perceptible au niveau microscopique un phénomène macroscopique au sein d'un système complexe selon le même principe ?

Bibliographie

- [AC91] David Applegate and William Cook. A computational study of the job-shop scheduling problem. *ORSA Journal on Computing*, 3(2) :149–156, 1991.
- [AHPL06] Frédéric Armetta, Salima Hassas, Simone Pimont, and Olivier Lefevre. Towards the control of emergence by the coordination of decentralized agent activity for the resource sharing problem. In *ESOA 2006*, pages 132–150, Hakodate, Japan, 2006.
- [And02] Carl Anderson. Self-organization in relation to several similar concepts : Are the boundaries to self-organization indistinct? *The Biological Bulletin*, 202(3) :247–255, 2002.
- [Arm06] Frédéric Armetta. *Proposition d’une approche auto-organisationnelle pour le partage de ressources critiques*. Thèse de doctorat, Université Claude Bernard - Lyon 1, 2006.
- [BCBK99] Christine Bourjot, Vincent Chevrier, Alexandre Bernard, and Bertrand Krafft. Coordination par le biais de l’environnement : une approche biologique. In P. Marcenac M.P. Gleizes, editor, *Journées Francophones sur l’Intelligence Artificielle Distribuée et les Systèmes Multi-agents*, pages 237–250, St Gilles les bains, La Réunion, 1999. Hermes.
- [BDT99] Eric Bonabeau, Marco Dorigo, and Guy Theraulaz. *Swarm intelligence : from natural to artificial systems*. Oxford University Press US, 1999.
- [BG88] A. H. Bond and L. Gasser. *Readings in Distributed Artificial Intelligence*. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA., 1988.
- [BNPP08] Thang N. Bui, ThanhVu H. Nguyen, Chirag M. Patel, and Kim-Anh T. Phan. An ant-based algorithm for coloring graphs. *Discrete Appl. Math.*, 156(2) :190–200, 2008.
- [BT94] Eric Bonabeau and Guy Theraulaz. *Intelligence collective*. Hermès, 1994.
- [BTD⁺97] Eric Bonabeau, Guy Theraulza, Jean-Louis Deneubourg, Serge Aron, and Scott Camazine. Self-organization in social insects. *Trends in Ecology & Evolution*, 12(5) :188–193, 1997.
- [CDE⁺06] Yann Chevaleyre, Paul E. Dunne, Ulle Endriss, Jérôme Lang, Michel Lemaître, Nicolas Maudet, Julian Padget, Steve Phelps, Juan A. Rodríguez-aguilar, and Paulo Sousa. Issues in multiagent resource allocation. *Informatica*, 30 :3–31, 2006.
- [CKGP08] Gaël Clair, Elsy Kaddoum, Marie-Pierre Gleizes, and Gauthier Picard. Self-regulation in self-organising multi-agent systems for adaptive and intelligent manufacturing control. In *SASO ’08 : Proceedings of the 2008 Second IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems*, pages 107–116, Washington, DC, USA, 2008. IEEE Computer Society.

- [DG97] Marco Dorigo and Luca Maria Gambardella. Ant colony system : A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1) :53–66, 1997.
- [DTL05] Gouri Dhatt, Gilbert Touzot, and Emmanuel Lefrancois. *Méthode des éléments finis*. Hermes, 2005.
- [Fer89] Jacques Ferber. *Objet et Agents : une étude des structures de représentation et de communication en Intelligence Artificielle*. Thèse de doctorat, Université Paris 6 (Jussieu), 1989.
- [FLS01] Dimitris Fotakis, Spiridon D. Likothanassis, and Stamatis K. Stefanakos. An evolutionary annealing approach to graph coloring. In *Proceedings of the EvoWorkshops on Applications of Evolutionary Computing*, pages 120–129, London, UK, 2001. Springer-Verlag.
- [GdMMR05] Jose Fernando Goncalves, Jorge Jose de Magalhaes Mendes, and Mauricio G. C. Resende. A hybrid genetic algorithm for the job shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 167(1) :77–95, November 2005.
- [Gra59] Pierre-Paul Grassé. La reconstruction du nid et les coordinations inter-individuelles chez *bellicositermes natalensis* et *cubitermes sp.* la théorie de la stigmergie : Essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs. *Insectes sociaux*, 6 :41–80, 1959.
- [GV92] Khaled Ghédira and Gérard Verfaillie. A multi-agent model for the resource allocation problem : a reactive approach. In *ECAI '92 : Proceedings of the 10th European conference on Artificial intelligence*, pages 252–254, New York, NY, USA, 1992. John Wiley & Sons, Inc.
- [Has03] Salima Hassas. *Systèmes Complexes à base de Multi-Agents Situés*. Habilitation à diriger des recherches, Université Claude Bernard - Lyon 1, 2003.
- [HGH99] Jin-Kao Hao, Philippe Galinier, and Michel Habib. Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 13(2), 1999.
- [HM99] Owen Holland and Chris Melhuish. Stigmergy, self-organization, and sorting in collective robotics. *Artificial Life*, 5(2) :173–202, 1999.
- [Hol92] John H. Holland. *Adaptation in natural and artificial systems*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1992.
- [HV06] Tom Holvoet and Paul Valckenaers. Beliefs, desires and intentions through the environment. In *AAMAS '06 : Proceedings of the fifth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 1052–1054, New York, NY, USA, 2006. ACM.
- [KAS09] Madjid Khichane, Patrick Albert, and Christine Solnon. Un modèle réactif pour l'optimisation par colonies de fourmis : application à la satisfaction de contraintes. In *Actes des Cinquièmes Journées Francophones de Programmation par Contraintes*, 2009.
- [Kle09] François Klein. *Contrôle d'un Système Multi-Agents réactif par modélisation et apprentissage de sa dynamique globale*. Thèse de doctorat, Université Nancy 2, 2009.

-
- [LACH09] Olivier Lefevre, Frédéric Armetta, Gaël Clair, and Salima Hassas. Mana : A new multi-agent approach for complex assignment problems. In *2009 Computation World : Future Computing, Service Computation, Cognitive, Adaptive, Content, Patterns*, page 167, Athens, Greece, 2009.
- [LW66] E. L. Lawler and D. E. Wood. Branch-and-bound methods : A survey. *Operations Research*, 14(4) :699–719, 1966.
- [PBB07] H. Van Dyke Parunak, Theodore C. Belding, and Sven Brueckner. Prediction horizons in polyagent models. In *AAMAS '07 : Proceedings of the 6th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 1–2, New York, NY, USA, 2007. ACM.
- [PBB10] H. Van Dyke Parunak, Sven Brueckner, and Robert Bisson. Agent interaction, multiple perspectives, and swarming simulation. In *AAMAS 2010 : Proceedings of the 9th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, 2010.
- [PBMS03] H. Van Dyke Parunak, Sven A. Brueckner, Robert Matthews, and John Sauter. How to calm hyperactive agents. In *Proceedings of the second international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, page 1092–1093. ACM Press, 2003.
- [SB95] Luc Steels and Rodney Brooks. *The ‘Artificial Life’ route to ‘Artificial Intelligence’*. *Building Embodied, Situated Agents*. Lawrence Erlbaum Associates, 1995.
- [SGK06] Giovanna Di Marzo Serugendo, Marie-Pierre Gleizes, and Anthony Karageorgos. Self-Organisation and emergence in MAS : An overview. volume 30, pages 45 – 54, Ljubljana, Slovenia, 2006.
- [TFL03] Chih-Hung Tsai, Yun-Min Feng, and Rong-Kwei Li. A hybrid dispatching rules in wafer fabrication factories. *International Journal of the Computer, the Internet and Management*, 11(1) :64–72, january 2003.
- [WH04] Tom De Wolf and Tom Holvoet. Emergence and self-organisation : a statement of similarities and differences. In *Proceedings of the International Workshop on Engineering Self-Organising Applications 2004*, pages 96 – 110, 2004.
- [Yok01] Makoto Yokoo. *Distributed constraint satisfaction : foundations of cooperation in multi-agent systems*. Springer-Verlag, London, UK, 2001.

BIBLIOGRAPHIE

Résumé

Ces travaux abordent la problématique du contrôle endogène dans les Systèmes Multi-Agents (SMA) pour la résolution de problèmes complexes, que nous explorons grâce au problème de partage de ressources critiques.

Les problèmes dits complexes que nous abordons se caractérisent par une explosion combinatoire du nombre de solutions avec la taille des problèmes, une forte dynamique des données du problème induite par un environnement ouvert dans lequel de nombreux événements peuvent avoir lieu, une grande complexité systémique issue des interdépendances entre les nombreuses variables du problèmes et enfin une décentralisation du processus de résolution imposée par une distribution physique et fonctionnelle des variables incompatible avec une vision centralisée du problème. Un parcours complet des espaces de recherche associés à de tels problèmes est irréaliste en un temps acceptable, il est alors nécessaire d'employer des méthodes de résolution dite incomplètes. Quelque soit l'approche incomplète considérée, le parcours incomplet de l'espace de recherche requiert un contrôle afin de maximiser la probabilité de converger vers une solution satisfaisante. Nous identifions trois niveaux de contrôle du parcours de l'espace de recherche indépendamment de l'approche utilisée : un contrôle statique (définition *a priori* du comportement du système), un contrôle dynamique (évoluant en cours de résolution selon des mécanismes pré-établis) et un contrôle adaptatif (évoluant dynamiquement en cours de résolution). Nous montrons qu'un contrôle endogène de l'activité du système, c.-à-d. un contrôle adaptatif issu de l'activité même des agents, est nécessaire au guidage du parcours de l'espace de recherche dans le contexte de résolution de problèmes complexes.

Ces travaux ayant été réalisés dans un contexte de collaboration industrielle, ils s'appuient sur une approche développée au cours de précédents travaux : CESNA (Complex Exchanges between Stigmergic Negotiating Agents). CESNA est une approche multi-agents auto-organisationnelle exploitant des agents situés dans un environnement matérialisant le problème et exploité par un processus de résolution basé sur une négociation stigmergique entre les agents. Le cas applicatif utilisé par l'approche CESNA et permettant d'illustrer ces travaux est le problème de partage de ressources critiques, caractérisé par un ensemble restreint de ressources exploitées par un grand nombre de consommateurs.

Nos contributions sont de deux types : nous avons dans un premier temps proposé des évolutions de la représentation du problème exploitée par l'approche initiale (CESNA) afin d'en supprimer les limitations interdisant un passage à l'échelle, et dans un second temps, nous avons défini un nouveau modèle (MANA : Multi-level bAlancing Negotiating Agents) exploitant cette nouvelle représentation à l'aide d'un nouveau processus de résolution basé sur des mécanismes endogènes de contrôle de l'activité du système. Ces mécanismes reposent sur la matérialisation des effets microscopiques du phénomène macroscopique à orienter (le parcours de l'espace de recherche) afin de le rendre perceptible localement par les agents.

Nos mesures montrent que ce nouveau modèle permet le passage à l'échelle (la résolution de problèmes industriels de grande taille) et une amélioration significative des performances de résolution par rapport à l'approche initiale montrant ainsi l'efficacité du guidage permis par les mécanismes utilisés.

Abstract

This work addresses the issue of the endogenous control of Multi-Agents Systems (MAS) for solving complex problems, which we explore through the critical resources sharing problem.

The complex problems we address are characterized by a combinatorial explosion of number of solutions with the size of the problems, a strong dynamic of the problem's data caused by an open environment in which many events can take place, a huge systemic complexity caused by the interdependencies between the many variables of the problem and a decentralization of the resolution process imposed by a physical and functional distribution of the variables incompatible with a centralized view of the problem. A complete course of the search space associated with such problems is unrealistic in an acceptable time, it is necessary to employ resolution methods known as incomplete. Whatever the incomplete approach considered, the incomplete course of the search space requires a control to maximize the probability of converging to a satisfactory solution. We identify three levels of control of the course of the search space regardless of the used approach : a static control (textit a priori definition of the behavior of the system), a dynamic control (evolving during the resolution according to pre-established mechanisms) and adaptive control (dynamically evolving during resolution). We show that an endogenous control of the system activity, ie. an adaptive control from the agents activity, is necessary to guide the course of the search space in the context of solving complex problems.

This work was made in a context of industrial collaboration, they rely on an approach developed in previous work : CESNA (Complex Exchanges between Stigmergic Negotiating Agents). CESNA is a multi-agent self-organizational approach using agents situated in an environment embodying the problem and used by a resolution process based on a stigmergic negotiation between agents. The application used by the CESNA approach allowing to illustrate this work is the critical resources sharing problem, characterized by a limited set of resources exploited by many consumers.

Our contributions are of two kinds : we initially proposed changes in the representation of the problem used by the initial approach (CESNA) to remove restrictions prohibiting scalability, and in a second time we defined a new model (MANA : Multi-level balancing Negotiating Agents) using this new representation with a new resolution process based on endogenous control mechanisms of the system activity. These mechanisms are based on the materialization of the microscopic effects of the macroscopic phenomenon to direct (the path in the search space) to make it noticeable by agents.

Our measurements show that this new model allows the scaling (the resolution of industrial problems) and a significant performances improvement of the resolution showing the effectiveness of the control allowed by the mechanisms used.

