

# Planification dynamique des tournées de livraison basée sur un système multi-agents et recherche d'un accord par négociation stigmergique

Kevin Espenel

Mémoire de Master Recherche, Septembre 2015,  
Université Claude Bernard Lyon 1,  
Laboratoire LIRIS

**Résumé** La congestion du trafic routier au sein des centres-villes cause de nos jours d'importantes externalités négatives. L'amélioration de l'utilisation des aires de livraison dispose d'un fort potentiel pour aider les politiques urbaines à combattre ce phénomène.

Les précédents travaux réalisés sur ce projet ont abouti à une méthode de résolution multi-agents où des agents réactifs communiquent par négociation stigmergique (médiée par l'environnement), afin d'aboutir à un accord globalement satisfaisant réduisant les conflits d'occupation.

Le projet étant initialement destiné à l'organisation des tournées de livraison, nous proposons un élargissement de ses applications à un ensemble plus large de problèmes d'optimisation basés sur le partage de ressources critiques. Afin de positionner cette contribution par rapport à d'autres travaux scientifiques, nous comparons notre travail à une méthode existante dans le domaine de l'optimisation dans un contexte dynamique.

**Mots clés :** Organisation des tournées de véhicules concurrents, Problèmes de tournées de véhicules dynamiques, Systèmes multi-agents, Partage de ressources critiques, Négociation, Guided CESNA.

**Abstract** Nowadays, traffic congestion in city centers has been pointed as a major cause of significant negative externalities. The improving of delivery areas management has been identified to have a great impact on urban politics to tackle this matter.

Previous work on this project leads to the building of a multi agent resolution method in which reactive agents communicate through stigmergic negotiation, in order to obtain an overall agreement with a lower number of conflicts.

Though this project was designed to solve a delivery tours management problem, our aim is to broaden the possible applications to more optimization problems based on critical resource sharing. Furthermore, our aim is to compare this work to another dynamic optimization approach in order to situate this contribution towards the recent works.

**Keywords:** Planning of Concurrent Vehicle Routing, Dynamic Vehicle Routing Problem, Multi-Agent Systems, Critical Resources Sharing, Negotiation, Guided CESNA.

## Table des matières

Planification dynamique des tournées de livraison basée sur un système multi-agents et recherche d'un accord par négociation stigmergique . . . . .	1
<i>Kevin Espenel</i>	
1 Introduction . . . . .	4
1.1 Contexte et naissance du projet de recherche . . . . .	4
1.2 Présentation des travaux précédents . . . . .	5
1.3 Les objectifs de ce travail . . . . .	6
2 État de l'art . . . . .	6
2.1 Présentation du système Guided CESNA . . . . .	7
La représentation des propositions . . . . .	7
Principe du processus de résolution . . . . .	8
Stratégies de génération de propositions alternatives . . . . .	8
2.2 L'optimisation des tournées de livraison . . . . .	9
2.3 Les benchmarks DVRP . . . . .	12
2.4 Les travaux à la base de nos expérimentations . . . . .	12
3 Positionnement . . . . .	13
4 Contribution . . . . .	14
4.1 Positionnement en tant que méthode d'optimisation dynamique .	15
Les limites de la modélisation initiale . . . . .	15
Nouvelle modélisation pour la résolution de problèmes d'optimisation dynamique . . . . .	16
4.2 Réflexion générale sur les différentes parties du système et la manière d'aborder la modélisation . . . . .	19
Modélisation des contrats à travers un arbre de propositions . . . . .	19
Génération des valeurs de lambda . . . . .	21
Stratégies de génération d'alternatives . . . . .	22
4.3 Comparaison de la méthode à une solution existant dans la littérature scientifique . . . . .	23
Introduction au travail de comparaison . . . . .	24
Contribution aux expérimentations dirigées vers le DVRP . . . . .	24
Contribution à l'élaboration de benchmarks DVRP concurrents .	25
5 Expérimentations . . . . .	26
5.1 Présentation des expérimentations . . . . .	26
5.2 L'objectif de nos expérimentations . . . . .	27
5.3 Les indicateurs de performance . . . . .	28
5.4 Présentation des résultats et interprétation . . . . .	28
5.5 Interprétation des résultats obtenus . . . . .	30
6 Conclusion . . . . .	30

## Remerciements

Tout d'abord, j'adresse mes sincères remerciements à Salima Hassas et Véronique Deslandres qui m'ont conseillé et soutenu tout au long de ce mémoire. Nos échanges furent très intéressants et cette ouverture au monde de la recherche a été pour moi une expérience très enrichissante.

Je tiens à remercier également tous les membres de l'équipe SMA pour m'avoir accueilli au sein du laboratoire dans de si bonnes conditions, ainsi que pour les conseils qu'ils m'ont procurés tout au long de mon stage.

Mes remerciements vont enfin à toute l'organisation du laboratoire LIRIS pour m'avoir accueilli et permis d'effectuer mon stage de Master Recherche au sein de cette organisation.

## 1 Introduction

Le présent travail s'inscrit dans la continuité des travaux réalisés pour le projet ALF (Aires de Livraison du Futur) initié en 2009 pour une durée de 3 ans. Il a été l'objet d'un programme de recherche et d'innovation dans les transports terrestres (PREDIT), sous la responsabilité du Ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, en partenariat avec le Grand Lyon, le laboratoire LIRIS et d'autres partenaires institutionnels et industriels [7].

L'objectif de ce projet était de proposer une gestion mutualisée et dynamique, des aires de livraison, basée sur un système de réservation, de façon à réduire la congestion et la pollution liées aux livraisons, à optimiser les tournées des chauffeurs livreurs, à créer des emplois et à donner une image de la ville plus vivable [7]. La problématique de notre travail a été d'élargir la portée des applications possibles du système en proposant une méthode générique de modélisation permettant notamment la représentation du DVRP avec conflits d'accès aux aires, afin d'évaluer par des expérimentations l'efficacité de cette nouvelle méthode de résolution.

### 1.1 Contexte et naissance du projet de recherche

Tout d'abord, nous allons rappeler le contexte et les enjeux qui ont entraîné la naissance du projet ALF. Les présents travaux visent à poursuivre ce qui a été réalisé dans le cadre de cette mission, il est donc essentiel d'exposer les enjeux qui lui sont associés pour évaluer cette contribution.

Depuis de nombreuses années, la congestion du trafic routier au sein des centres-villes pose de nombreux problèmes tant environnementaux qu'économiques et sociaux. Ils entraînent un accroissement de la pollution atmosphérique, principale cause du développement de nombreuses maladies respiratoires chez les populations résidant à proximité des axes routiers. Ce phénomène est également une des principales causes des pertes économiques des entreprises du transport, du fait des retards et de l'augmentation des coûts de trajet qu'il induit. L'une des causes majeures de la congestion du trafic s'avère être liée à une organisation inefficace des tournées de livraisons en ville et de l'accès aux aires prévues à cet effet. Ces dernières années, la pratique d'une logistique en flux tendu par les commerçants et l'augmentation du volume des commandes liées à internet n'ont fait qu'accentuer ce phénomène.

Afin d'atténuer la perturbation du trafic engendrée par la nécessité pour les livreurs d'effectuer des arrêts fréquents, les villes ont multiplié les aménagements routiers, notamment à travers la création de nouvelles aires de livraison. Ces aires ont pour rôle de fluidifier le trafic en évitant aux livreurs de devoir s'arrêter sur le bas côté et perturber la circulation. Bien que l'emplacement des aires de livraisons ait été étudié de manière à permettre aux livreurs d'accéder facilement aux emplacements de livraison de leurs clients, de nombreux conflits d'accès à ces aires sont possibles et augmentent les risques de perturbation du trafic routier. En effet, deux livreurs peuvent être amenés à convoiter la même aire de livraison dans un même laps de temps pour livrer leurs clients respectifs, le

nombre de places disponibles est donc un premier facteur limitant. De plus, les stationnements illégaux sur les aires réservées causés par un manque de place et par la saturation des routes sont fréquents en centre-ville. Une enquête réalisée dans le cadre du projet ALF [7] a identifié que seulement 37% des livraisons dans l'hyper-centre de Lyon sont réalisées en utilisant les aires de livraisons mises à disposition. Les livraisons de marchandise perturbent ainsi fortement le trafic routier, sont à l'origine d'une pollution croissante en centre-ville, et entraînent un coût supplémentaire pour la construction et l'entretien d'emplacements de livraison mal utilisés. De plus, les compagnies de livraison doivent supporter le coût des amendes risquées par les livreurs impliqués.

Ce projet vise à fournir une réponse concrète au problème de la gestion des aires de livraisons, d'autant que les phénomènes identifiés sont toujours d'actualité. En 2015, une étude de la CCI de Lyon portant sur l'étude des livraisons dans le périmètre de la Presqu'île [8] a révélé que 57% des véhicules de livraison s'arrêtent en double file en face du point de vente, 19% sur une rue piétonne et 18% sur une aire de livraison. De plus, lorsqu'une aire de livraison est à proximité du point de décharge, elle est soit occupée par une voiture (30%), soit par un autre véhicule utilitaire (10%). Ainsi, l'organisation des accès aux aires de livraisons et l'optimisation des tournées des livreurs présentent un fort potentiel d'amélioration. Ces données très récentes sur le sujet montrent bien que l'attente de solutions dans ce domaine reste forte et conforte notre intérêt à poursuivre ces travaux.

## 1.2 Présentation des travaux précédents

Notre présente contribution s'inscrit dans la continuité des travaux initiés par G. Garcia au sein du laboratoire LIRIS [6]. Ceux-ci ont abouti à la réalisation d'un outil de planification dynamique et décentralisée des tournées de livraison initialement destiné à la ville de Lyon dans le cadre du projet ALF. Cet outil se base une méthode de résolution multi-agents où des agents réactifs communiquent par négociation stigmergique (marquage de leurs propositions dans l'environnement), dans le but d'aboutir à un accord globalement satisfaisant réduisant les conflits d'occupation à des ressources critiques. L'approche baptisée Guided CESNA s'inspire largement des travaux de thèses proposés par F. Armetta [9] baptisés CESNA (Complex Exchanges between Stigmergic Negotiating Agents), et poursuivis par O. Lefevre [10]. Ces premiers travaux ont posé les fondations du projet à travers la conceptualisation du cycle de vie de ce système multi-agent visant l'émergence d'une solution globalement satisfaisante par un protocole de négociation stigmergique. Ces travaux ont ensuite fait l'objet d'améliorations réalisées par N. Benhajji [11] visant à renforcer la dynamique de contrôle endogène du système, à travers la conception de politiques adaptées à l'organisation des livraisons. Les travaux entrepris dans le cadre de ce projet par G. Garcia et N. Benhajji se sont fortement concentrés sur le problème spécifique identifié par ALF. Ainsi, les expérimentations réalisées ont été construites spécifiquement pour ce projet sur des instances tirées de la réalité.

### 1.3 Les objectifs de ce travail

Les travaux que nous présentons ici ont un double objectif. Le premier est de rendre plus générique la modélisation fournie dans les travaux précédents. En effet, ces derniers se sont concentrés sur un problème spécifique (les tournées de livraison) bien que la méthode de résolution soit conçue initialement pour être appliquée à un domaine plus large de problèmes d'optimisation nécessitant le partage de ressources critiques. Le deuxième objectif est de positionner cette nouvelle méthode de résolution vis-à-vis des travaux existant dans la littérature scientifique afin d'évaluer sa pertinence. Notre travail étant fortement lié à la problématique des tournées de livraison, notre objectif était dans un premier temps de nous positionner dans un domaine de recherche scientifique proche afin d'apporter à notre contribution un double intérêt.

Tout d'abord, nous présentons un état de l'art pour situer le contexte de notre contribution et présenter les dernières avancées dans ce domaine (section 2). Ensuite, nous présentons nos réflexions quant au positionnement de ce travail, afin de montrer la cohérence de notre démarche (section 3). Puis nous exposons le détail des contributions que nous avons réalisées en réponse aux objectifs fixés initialement (section 4). Ensuite, nous présentons nos expérimentations et justifions l'intérêt de nos résultats (section 5). Enfin, nous abordons nos pistes de réflexion pour les travaux futurs et concluons ce rapport dans la section 6.

## 2 État de l'art

Nous avons rappelé dans l'introduction que les politiques de la ville ont toujours de fortes attentes en ce qui concerne l'optimisation de l'organisation des accès aux aires de livraison. Notre état de l'art a été largement guidé par l'objectif de positionner le système conçu dans le cadre de ce projet par rapport aux travaux existants dans la littérature scientifique.

Nous avons donc réalisé une revue des travaux scientifiques existant dans le domaine de l'optimisation de l'organisation des tournées de livraison. Notre problème spécifique visant la gestion des conflits d'accès aux aires de livraison entre des véhicules livreurs, nous n'avons pas trouvé de travaux considérant le problème en tant que tel. Cependant, nous avons identifié que les travaux concernant le Vehicle Routing Problem (VRP) et plus particulièrement concernant le Dynamic Vehicle Routing Problem (DVRP) appartiennent à un domaine de recherche dont la communauté est importante. Ces domaines sont très proches de notre problème car ils fournissent des méthodes d'optimisation visant à organiser les tournées de livraison de compagnies disposant d'un ou plusieurs véhicules. Notre intérêt se portant sur des problèmes d'optimisation dynamique, il nous a paru intéressant d'étudier plus en détail le DVRP pour pouvoir positionner notre travail.

Afin de replacer notre travail dans son contexte et de permettre une compréhension globale du système sur lequel il se base, nous allons d'abord présenter les principales contributions des précédents travaux. Ensuite nous présentons un

état de l'art du DVRP et des principaux benchmarks identifiés dans ce domaine, afin de contribuer au positionnement de notre travail.

## 2.1 Présentation du système Guided CESNA

Ce travail a été initié dans les travaux de thèse réalisés par F. Armetta [9] sur CESNA, où l'auteur décrit une approche auto-organisationnelle pour la résolution des problèmes de partage de ressources critiques. Cette approche exploite un réseau de coordination faisant office de support de communication intégré au système multi-agent, dont le processus de négociation est organisé de manière décentralisé. Les travaux de thèse d'Olivier Lefevre [10] ont ensuite introduit la notion de représentation partielle et dynamique des contrats proposés par chaque agent, en leur fournissant la capacité de générer de nouvelles propositions, sous-partie atomique d'un contrat.

Dans ses travaux, O. Lefevre introduit également la nécessité de mettre en place un mécanisme décentralisé pour permettre aux agents d'évaluer l'impact global de leurs choix locaux. Les agents participent à un mécanisme de négociation qui suppose un contexte complètement collaboratif dans lequel les agents sont capables d'accepter une détérioration de leur situation pour l'amélioration de la situation globale.

Nous allons maintenant illustrer concrètement le fonctionnement du système Guided CESNA tel qu'il a été conçu par G. Garcia.

**La représentation des propositions** L'arbre de proposition, aussi appelé réseau de coordination, permet de représenter, sous forme d'alternatives, les propositions d'un agent pour l'accès à des ressources critiques, partagées entre plusieurs agents. Chaque agent marque ses propositions dans l'environnement afin d'aboutir par un processus de négociation stigmergique (communication médiée par l'environnement) à un accord global pour le partage des ressources critiques.

Chaque agent a une vision locale de son propre réseau où il représente ses besoins, et une vision globale qui lui permet de voir ses conflits avec les besoins des autres agents. Concrètement, l'arbre de proposition se présente sous la forme d'un graphe contenant :

- Des nœuds logiques de type AND, XOR ou NO.
- Des nœuds représentant chacun le contenu d'une proposition d'un agent pour l'accès à une ressource. Chaque proposition contient également une valeur lambda représentant l'intérêt de l'agent pour la proposition.

Dans la représentation de G. Garcia, chaque agent représente une compagnie de livraison. On considère un problème de livraison simple où chaque compagnie n'a qu'un véhicule livreur. Les ressources critiques partagées entre les agents représentent les aires de livraison réparties dans la ville.

G. Garcia a choisi de conceptualiser la structure de l'arbre de proposition en représentant différents niveaux. Chaque nœud de type XOR d'un niveau

représente un pivot pour que l'agent modifie sa tournée de livraison en intégrant une nouvelle alternative contenant un ensemble proposition.

**Principe du processus de résolution** Le processus de résolution du système Guided CESNA s'organise en 2 étapes :

- Dans la première étape, les agents construisent chacun leur arbre de propositions à l'aide de leur propre méthode d'optimisation. A la fin de cette étape l'ensemble des propositions de chaque agent représente la tournée optimale calculée. G. Garcia propose l'utilisation d'un algorithme Ant Colony Optimization (ACO) pour le calcul du plus court chemin afin de construire ces tournées de livraison.
- La deuxième étape représente le processus de négociation entre les agents. Ce processus a été conceptualisé pour aboutir, au moyen des négociations stigmergiques, à l'émergence d'un accord global maximisant l'intérêt collectif du système multi-agent.

Le cycle de vie du processus de négociation est composé de 3 phases :

- La phase de **perception** durant laquelle les agents remontent les informations représentant leurs préférences marquées au niveau des propositions.
- La phase d'**influence** durant laquelle les agents calculent leur intérêt global à partir des valeurs remontées durant la phase de perception. Chaque agent choisit alors les propositions avec le plus fort intérêt et leur applique une réservation. Afin de faire émerger une solution collectivement satisfaisante, les propositions réservées par les agents verront leur intérêt augmenter et les autres diminuer. Par ce biais et grâce à la vision des conflits par les agents, les propositions conflictuelles verront leur intérêt diminuer.
- La phase de **calcul de la satisfaction** durant laquelle l'agent constate si certaines propositions parmi celles qu'il a réservées durant la phase d'influence contiennent des conflits . S'il y a des conflits, l'agent entre dans la phase de génération de nouvelles propositions alternatives.

Le cycle de vie des négociations prend fin lorsque tous les agents sont satisfaits (voir figure 1).

**Stratégies de génération de propositions alternatives** La génération de propositions alternatives intervient à la fin du cycle de vie du processus de négociation. Elle permet aux agents impliqués dans des conflits d'occupation de générer de nouvelles propositions alternatives. L'objectif de cette génération est d'éviter les conflits tout en préservant au maximum la qualité de la situation de l'agent. La génération d'alternative est une phase corrective, visant à modifier le moins possible la tournée initiale proposée par l'agent.

Dans les travaux de G. Garcia, la génération d'alternatives est ainsi étroitement liée à la représentation de l'arbre de propositions. L'emplacement du nœud pivot détermine directement la stratégie de génération utilisée. Nous verrons plus

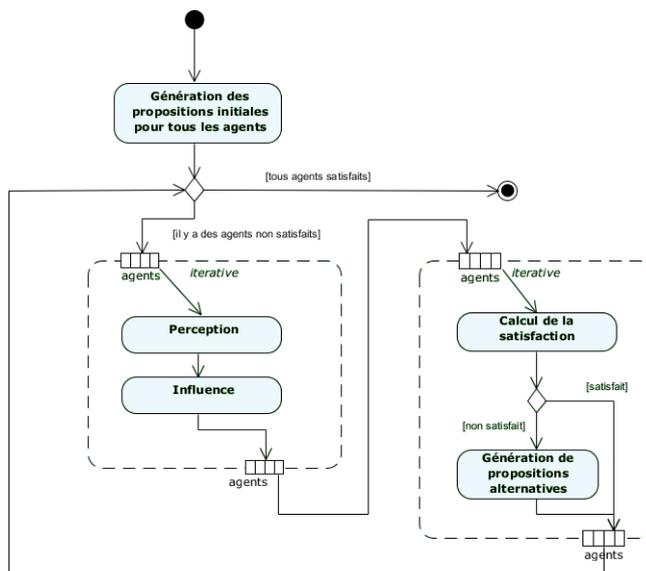


FIGURE 1. Représentation du cycle de vie des négociations

tard que bien l'arbre de propositions soit un outil essentiel pour la localisation des propositions les plus faibles, la stratégie de génération ne doit pas forcément être automatiquement liée à un niveau de l'arbre.

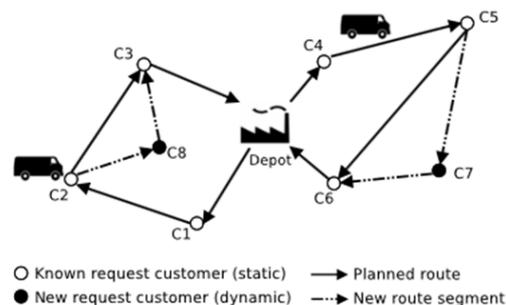
## 2.2 L'optimisation des tournées de livraison

Nos recherches se sont d'abord tournées vers les travaux concernant l'organisation des tournées de livraison concurrentes. Cependant, ce problème spécifique n'a pour l'instant pas été traité dans la littérature scientifique. Notre positionnement s'est donc orienté vers les travaux existant dans un domaine de recherche proche.

Le *Vehicle Routing Problem* (VRP) présente de nombreuses similarités avec notre problème. Initialement proche du *Traveling Salesman Problem* (TSP), l'objectif principal du VRP est d'optimiser le trajet d'un ou plusieurs véhicules en leur faisant emprunter le plus court chemin partant d'un point donné, passant par plusieurs emplacements prévus à l'avance et retournant au point initial [13]. L'objectif d'un véhicule peut être d'effectuer un ensemble de livraison, une collecte de marchandises, ou de fournir un service comme par exemple le transport de personnes. Ce problème a fait l'objet de nombreuses variantes visant à intégrer des propriétés tirées de la réalité. La plus utilisée est celle du *Capacited VRP* (CVRP) dans laquelle chaque véhicule dispose d'un volume de stockage limité [14]. Nous pouvons également citer :

- Le *Pickup and Delivery Problem* (PDP) où les véhicules ont la charge d'effectuer simultanément les tâches de collecte et de livraison.
- Le *Multi-Depot VRP* (MDVRP) où une compagnie de livraison dispose de plusieurs dépôts, chaque véhicule étant rattaché à un seul dépôt.
- Le *Split-delivery VRP* (SDVRP) dans lequel les commandes des clients peuvent être partagées entre plusieurs véhicules.
- Le *VRP with Time Windows* (VRPTW) dans lequel chaque client exprime un créneau horaire durant lequel il souhaite être livré.
- Apparue récemment, le *Green-VRP* (G-VRP) dans lequel l'objectif est d'optimiser la consommation de carburant des véhicules et de limiter les émissions de polluants.

Le DVRP est une variante dynamique du VRP apparue plus récemment que celui-ci. L'objectif est le même que celui du VRP en ce qui concerne la recherche de tournées de livraison de longueur minimale. Le DVRP apparaît parfois dans la communauté scientifique sous les termes Stochastic Vehicle Routing Problem (SVRP) [15], mais le terme DVRP reste le plus utilisé. On parle cependant de SVRP statique lorsque toutes les données sont connues à l'avance mais où certaines variables suivent une loi aléatoire connue [21].



**FIGURE 2.** Illustration du DVRP sur un cas simple [23]

Les applications du DVRP dans la réalité sont nombreuses et concernent, par exemple, la gestion des flottes de véhicule de livraison, les services de la distribution et du courrier, les services de messagerie, les entreprises de dépannage, les missions de sauvetage et d'urgence, les entreprises du transport et les taxis [14]. Les applications récentes du DVRP sont également abordées en détail dans [22].

Le DVRP cherche généralement à intégrer deux dimensions tirées de l'expérience du monde réel non considérées dans le VRP [22]. Ces dimensions constituent la partie dynamique du problème de l'organisation des tournées de livraison :

- La première concerne **l'évolution des informations dans le temps**. Dans ce cas, le dynamisme se manifeste par le fait que l'on ne dispose pas de toutes les données du problème à priori. Certaines données concernant la quantité demandée par un client et l'emplacement des clients ne sont connues qu'après le départ des véhicules du dépôt [15,21]. Cette propriété nécessite de construire les tournées de livraison au fur et à mesure de l'arrivée de nouvelles informations. De plus, cela interdit de modifier un choix fait précédemment, car on considère à un moment donné que le client a déjà été livré par le véhicule et que celui-ci s'est déplacé sur la carte.
- La seconde dimension concerne la **qualité de l'information**. Par exemple, les quantités demandées par un client peuvent ne pas être connues précisément et sont alors estimées dans un intervalle de valeur. De même, dans la réalité la durée pour relier deux points peut subir des aléas, spécialement dans les centres-villes et dans les environnements congestionnés [12].

L'essentiel des travaux de recherche consacrés au DVRP est apparu dans les 10 dernières années. La majorité des approches de résolution utilisent la programmation linéaire, les meta-heuristiques ou des approches hyper-heuristiques. Dans [13], les auteurs distinguent deux catégories d'approches employées pour résoudre le DVRP :

- Les **approches d'optimisation centralisées et statiques** basées sur un découpage temporel du problème. Ces méthodes ne cherchent pas à intégrer le dynamisme du problème en temps que tel, mais effectuent une série d'optimisations indépendantes à chaque fois que les données du problème évoluent. Dans leur article, Yang et al. [16] traitent le DVRP avec un approche basée sur la programmation linéaire. A chaque changement des contraintes du problème le problème est résolu de nouveau sans prendre en compte les résultats précédents. Dans [18], Chen et Xu utilisent également une méthode de programmation linéaire où le problème est divisé en périodes temps, chacune impliquant de ré-exécuter les traitements, mais cette fois en réintégrant les résultats obtenus à l'étape précédente. Leurs résultats sont évalués sur les benchmarks DVRP de Solomon dont nous parlons ensuite dans la partie 2.3.
- Les **approches d'optimisation dynamique** basées sur des méthodes réalisant une intégration continue des données du problème à mesure de leur arrivée. On peut par exemple citer les méthodes à base d'algorithmes génétiques où la solution est constamment adaptée aux nouvelles données du problème. Par exemple, dans [20] les auteurs présentent une méthode adaptative basée sur un algorithme génétique où les données du problème sont intégrées en continu pour construire la construction de la solution. On peut également citer les travaux de Montemanni et al. [19] dans lesquels les auteurs présentent une méthode basée sur un algorithme Ant Colony Optimization (ACO) où la journée de livraison est découpée en plusieurs

périodes temps, au début desquels les nouvelles informations apparues dynamiquement sont intégrées.

### 2.3 Les benchmarks DVRP

Malgré l'intérêt porté par la communauté scientifique à ce domaine de recherche, il n'existe pas aujourd'hui de benchmark de référence qui soit unanimement reconnu dans la communauté du DVRP [13].

Certains travaux réalisent leurs expérimentations sur des instances générées spécifiquement [17], où le travail de comparaison consiste à minimiser l'écart entre une solution donnée et son équivalent dans une variante statique. D'autres travaux se basent sur les benchmarks décrits dans [24] eux-mêmes basés sur les benchmarks de type VRPTW introduits par Solomon [25].

Dans [29], les auteurs nous présentent un nouveau générateur de benchmarks dynamiques basé sur des instances statiques aux formats standards TSPLIB<sup>1</sup> ou VRPLIB<sup>2</sup>. Ce générateur présente l'intérêt de ne pas modifier la valeur de l'optimum lors de la conversion en instance dynamique, ce qui donne un bon indicateur de la qualité d'une solution. Le dynamisme est représenté au niveau des distances entre les clients de l'instance. Dans la réalité, on peut rencontrer des propriétés dynamiques similaires, où la distance entre deux clients peut varier du fait de la congestion du trafic. A tout moment de l'exécution, les positions de deux nœuds dans la matrice des distances peuvent être échangées, ce qui entraîne des modifications dans les distances entre les clients. Le dynamisme des instances générées ne reflète donc pas un comportement réaliste, mais les auteurs justifient cet inconvénient par le fait que les instances gardent un optimum connu.

Nous avons porté notre intérêt plus particulièrement sur les benchmarks de Kilby et al. [1] que nous présentons dans la section suivante.

### 2.4 Les travaux à la base de nos expérimentations

L'article de Kilby et al. [1] présente une adaptation de plusieurs instances de benchmarks conçues pour un problème de VRP statique classique de type CVRP, où toutes les données du problème sont connues à l'avance. Ces instances ont l'avantage d'avoir été largement étudiées par les chercheurs dans ce domaine. Les auteurs reprennent la notion de dynamisme telle qu'elle est généralement décrite dans le cadre du DVRP, c'est-à-dire que toutes les données concernant le positionnement des clients et la quantité de leur demande ne sont pas connues à l'avance. Les dates d'arrivée des demandes s'étalent sur la durée de la journée de livraison.

1. <http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>

2. <http://www.bernabe.dorronsoro.es/vrp/>

Pour effectuer leurs livraisons, les compagnies disposent d'un ensemble limité de véhicules ayant chacun la même capacité de stockage. Chaque compagnie dispose d'un unique dépôt constituant le point de départ et d'arrivée des tournées de chaque véhicule. La distance parcourue durant la tournée de livraison d'un véhicule ne doit pas excéder la durée totale d'une journée de livraison. Un client ne peut être livré que par un véhicule, sa commande ne peut être répartie entre différents livreurs. Chaque client dispose de son propre emplacement de livraison. On suppose que tous les véhicules sont équipés d'un dispositif de communication, leur permettant de recevoir les ordres de la compagnie concernant la destination à suivre.

Les benchmarks de Kilby et al. semblent être les plus utilisés dans le domaine du DVRP et de nombreux auteurs comparent leurs approches en se basant sur ces instances, notamment dans des articles récents [2,26,27,28]. Ainsi, nous avons choisi d'utiliser ces benchmarks comme base pour la comparaison de notre travail, pour leur proximité avec notre problème et pour leur notoriété.

Nous avons aussi particulièrement étudié l'article de Garrido et al. [2] dans lequel les auteurs présentent une approche évolutionnaire hyper-heuristique pour la résolution des instances de benchmarks DVRP fournies par Kilby et al. Cette méthode hyper-heuristique consiste en un algorithme de haut niveau combinant plusieurs heuristiques de bas niveau. Ces heuristiques sont utilisées de manière séquentielle pour la construction et l'amélioration des solutions partielles produites à mesure que les informations sur le problème évoluent. Nous avons basé nos expérimentations sur la comparaison de nos travaux avec cette méthode pour plusieurs raisons : elle est relativement récente (article paru en 2010), les auteurs se basent sur les benchmarks que nous avons étudié et l'approche hyper-heuristique a été conçue pour s'adapter au contexte de problèmes d'optimisation dynamique.

### 3 Positionnement

Les précédentes contributions se sont concentrées sur la modélisation du problème spécifique de l'organisation des tournées de livraisons concurrentes. Ce problème a ainsi pu être résolu selon l'approche décrite initialement dans CESNA. De plus les expérimentations basées sur des données proches de la réalité ont confirmé le potentiel de cette méthode pour traiter l'aspect dynamique du problème.

Cependant, les réflexions sur la façon d'aborder le processus de résolution et la méthode de modélisation se sont limitées au cadre précis de la planification des tournées de véhicules concurrents dans un contexte dynamique. Notre objectif a donc d'abord été de produire une réflexion plus globale sur la manière d'aborder le processus de modélisation et de fournir les outils pour modéliser un ensemble de problème plus large, impliquant le partage de ressources critiques.

Grâce à ce travail nécessaire de généralisation, notre objectif était ensuite de situer ces travaux vis-à-vis de la littérature scientifique récente. Nous avons choisi de rester proche du problème initial de la planification des tournées de livraison de véhicules concurrents, afin de valider la réponse apportée aux besoins du projet ALF.

Afin de confirmer la pertinence de nos réflexions et d’approfondir l’étude des performances de notre solution, nous avons choisi de réaliser des expérimentations basées sur les données du problème du DVRP. Ce problème est plus dynamique que celui décrit dans Guided CESNA car les compagnies de livraison n’ont pas toutes les informations sur l’emplacement et les quantités à livrer aux clients avant le départ de leurs livreurs. Ainsi, notre objectif était de prouver que le système peut intégrer un niveau de dynamisme supérieur à celui traité dans les travaux précédents.

L’objectif en se positionnant vis-à-vis du DVRP était aussi de démontrer l’intérêt de la prise en compte des conflits générés lorsque des compagnies de livraison réalisent chacune leur propre optimisation locale, sans prendre en compte l’éventualité d’être en conflit d’accès pour une aire de livraison. Nous fournissons à travers nos travaux sur les benchmarks des éléments concrets permettant de réaliser des expérimentations et d’adapter des instances existantes de problème DVRP.

## 4 Contribution

Notre première contribution est constituée de deux parties. La première vise à **préciser le positionnement de ce travail** en tant que méthode d’optimisation dynamique. La seconde partie répond à l’un des principaux objectifs initiaux de notre travail. Elle constitue une **réflexion sur la généralisation du système** présenté dans les travaux précédents. En effet, les précédentes contributions se sont concentrées sur le problème de la planification dynamique des tournées de véhicules concurrents, sans fournir une réflexion suffisamment générale pour permettre d’aborder la modélisation d’un problème différent.

L’une des fortes attentes retenues lors des travaux précédents était la nécessité d’évaluer les performances de ce système d’optimisation dynamique par rapport aux travaux de la communauté scientifique. Notre deuxième contribution répond à ce besoin. Nous présentons dans un premier temps nos réflexions quant au **choix des travaux auxquels se comparer**, notre système s’attaquant à différents problèmes (optimisation dynamique de parcours, partage de ressources critiques), ce choix n’est pas trivial. Nous présentons ensuite notre contribution à **l’élaboration de benchmarks DVRP concurrents** qui pourront par la suite servir pour la comparaison d’autres travaux au delà du cadre de ce projet. Enfin, nous présentons le textbfgénérateur d’instances de DVRPs concurrents que nous avons construit dans le cadre de ces expérimentations.

#### 4.1 Positionnement en tant que méthode d'optimisation dynamique

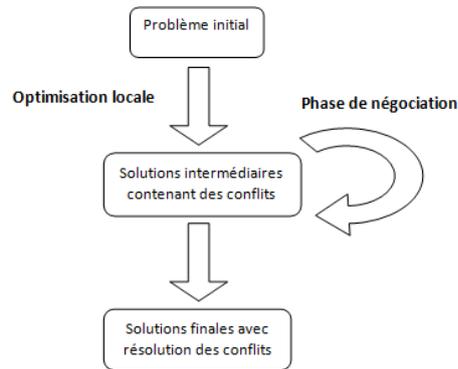
Les travaux précédents ont déjà permis d'identifier la nature et les avantages de cette nouvelle méthode d'optimisation. Le système se base sur un processus de négociation **décentralisé** dans lequel plusieurs agents cherchent à optimiser leur propre solution localement, tout en prenant en compte les conflits d'accès à des ressources critiques partagées. Le processus de résolution conduit à l'émergence d'une situation globalement satisfaisante, où le profit de chaque agent est maximisé et où la répartition des ressources critiques est organisée pour supprimer les conflits d'accès. Un des avantages majeurs du système réside en sa capacité d'intégrer dynamiquement de nouvelles contraintes ou des perturbations dans le processus de résolution. Il peut par exemple s'adapter à l'apparition au cours des négociations d'un nouvel agent requérant l'usage de ressources critiques déjà convoitées par les agents existant.

**Les limites de la modélisation initiale** Dans les travaux précédents le processus de résolution était organisé en deux phases :

- La première que l'on pourrait qualifier de **phase de résolution locale statique** implique la construction par les agents de la solution qui maximise leur intérêt sans aucune considération pour les choix effectués par les autres agents. Les solutions de chaque agent peuvent être construites à l'aide d'un algorithme d'optimisation classique, dans notre exemple un algorithme génétique pour le calcul du plus court chemin afin de construire les tournées de livraison.
- La seconde est une **phase de résolution globale dynamique**. Elle débute une fois que tous les agents ont généré individuellement leur propre solution optimale et créé l'arbre de propositions correspondant. Le processus de négociation est alors lancé, les agents confrontent leurs propositions et une solution globalement satisfaisante émerge suite à la génération par les agents de nouvelles propositions visant à limiter les conflits.

Cette vision du processus de résolution assure une bonne gestion du dynamisme global dans le processus de négociation. Chaque agent ayant sa propre vision locale et sa propre stratégie de génération de nouvelles propositions, le système réagit très bien aux perturbations car chaque agent adapte son comportement en fonction de sa vision locale des conflits dans lesquels il est impliqué.

Il y a cependant des limites dans cette manière de voir le processus de résolution. Bien que celle-ci assure un comportement dynamique dans la phase de négociation, la possibilité d'un comportement dynamique au niveau de l'optimisation locale n'a pas été théorisée. En effet **la vision du problème initial implique que chaque agent ait une connaissance complète de toutes les données de son problème** afin qu'il puisse apporter la solution qui maximise son intérêt avant le début du processus de négociation. On aboutit alors à une vision où les deux phases d'optimisation, locale et globale sont séparées et n'interviennent pas simultanément. Ainsi, la modélisation initiale n'a pas été



**FIGURE 3.** Schéma du processus de résolution tel qu'il a été pensé initialement

pensée pour intégrer des problèmes d'optimisation dynamique où les données du problème évoluent au cours du temps. Seul le dynamisme touchant la phase de négociation a été théorisé.

**Nouvelle modélisation pour la résolution de problèmes d'optimisation dynamique** Notre travail nous a amené à remettre en cause et à compléter la vision initiale du processus de résolution pour l'adapter à la résolution de problèmes d'optimisation dynamique tel que le DVRP. L'un de nos objectifs était de comparer ce travail et de le positionner vis-à-vis des méthodes d'optimisation dynamique portant sur des problèmes proches de la planification des tournées de livraison. Le DVRP s'avère avoir les propriétés recherchées et représente un problème fortement dynamique. Les compagnies de livraison gèrent des flottes de véhicules et n'ont pas une connaissance complète à priori de toutes les données suffisantes pour prévoir le chemin parcouru par chaque véhicule durant la journée de livraison.

Dans cette nouvelle vision du processus de résolution, les agents génèrent dans un premier temps les solutions optimales locales et les représentent dans leur arbre de propositions. Le système permet de traiter aussi bien des problèmes où les agents n'ont que très peu de données fournies initialement pour la construction d'une solution, celles-ci étant données après le début des négociations, que des problèmes où les agents ont toutes les informations pour construire une solution optimale complète avant le début des négociations. Il permet également de gérer le cas où certains agents n'auraient eu aucune information avant le début des négociations et construisent leurs propositions plus tard. Ceux-ci seront directement intégrés à la phase de négociation/optimisation locale dynamique.

Ainsi notre réflexion nous amène à faire la distinction entre deux méthodes permettant de faire évoluer dynamiquement les solutions proposées par les agents :

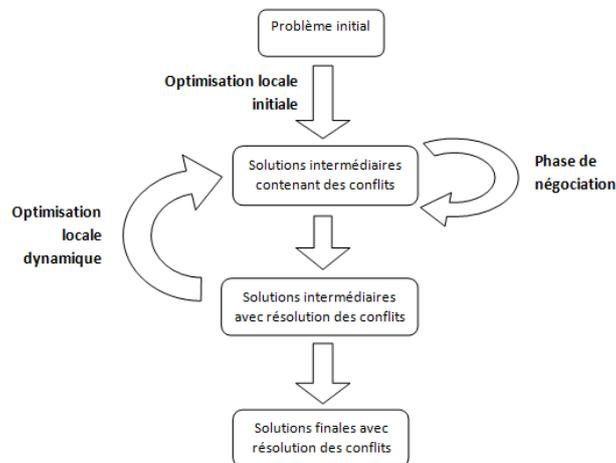


FIGURE 4. Elargissement de la vision du processus de résolution intégrant la possibilité de traiter des problèmes d'optimisation dynamique

- La première constitue la **méthode d'optimisation locale**, utilisée par l'agent lorsqu'il perçoit de nouvelles informations sur les données de son problème individuel. Celui-ci génère alors de nouvelles propositions complétant le contrat qu'il avait précédemment marqué dans l'environnement. Ces nouvelles propositions sont alors soumises aux propositions déjà marquées dans l'environnement par les autres agents. Ensuite, si de nouveaux conflits sont détectés, une nouvelle phase de négociation a lieu entre les agents.
- La seconde méthode est constituée des **stratégies de génération de solutions alternatives** visant à limiter les conflits existant. Cette méthode fournit aux agents la possibilité de générer de nouvelles propositions modifiant suffisamment le contrat initial pour éviter les conflits, tout en détériorant le moins possible la qualité de la solution.

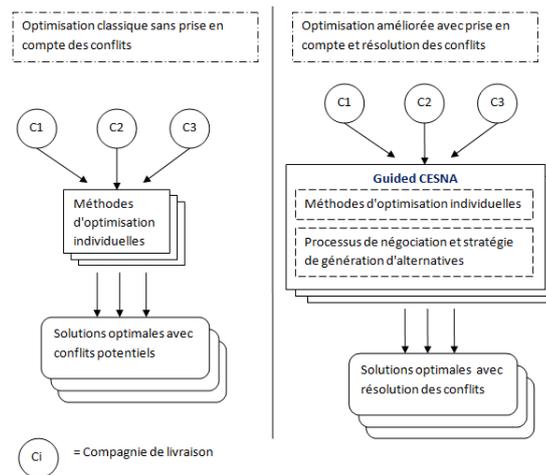
Dans la modélisation initiale, seule la deuxième méthode a été théorisée, la première n'étant pas adaptée aux problèmes d'optimisation dynamiques.

Le premier apport de cette nouvelle modélisation nous permet de **confirmer la capacité du système à intégrer des problèmes fortement dynamiques**. On montre ici que le processus de résolution peut intégrer le dynamisme d'un problème d'optimisation dans lequel chaque agent ne dispose pas a priori de toutes les données nécessaires pour construire une solution complète du problème.

Les précédents travaux ont mis en évidence la nécessité de reprendre un algorithme d'optimisation pour l'initialisation des contrats des agents avant la phase

de négociation. Ensuite, il était nécessaire d'adapter la stratégie de négociation en développant une nouvelle méthode de génération d'alternatives. Notre réflexion permet de représenter le comportement du système lorsqu'il est confronté à un problème plus dynamique. Nous avons montré qu'au-delà de la vision initiale du processus de résolution, les stratégies de génération de nouvelles propositions, **aussi bien l'optimisation locale que la génération d'alternatives lors de la négociation, peuvent s'exécuter en parallèle afin de répondre au fort dynamisme du problème.**

Ainsi il est facile d'**interfacer notre système** avec différents algorithmes d'optimisation dynamique qui se chargent de la partie locale de la résolution. Comme on peut le voir dans la figure 5, notre système est conçu pour fournir une couche supplémentaire permettant d'ajouter des éléments de négociation aux agents utilisant leurs propres méthodes d'optimisation. Cela permet d'améliorer l'optimum global dans un contexte où les entités réalisaient précédemment chacune leurs propres optimisations locales, sans prendre en compte les conflits possibles entre elles.



**FIGURE 5.** Représentation de la capacité du système à intégrer des méthodes d'optimisation pour ajouter un aspect négociation à la construction des solutions

Ce travail de précision du positionnement de ce système nous a permis d'élargir la portée de ses applications à de nouveaux problèmes d'optimisation mettant en jeu des accès concurrents à des ressources critiques.

## 4.2 Réflexion générale sur les différentes parties du système et la manière d'aborder la modélisation

Dans ce deuxième point nous apportons de nouveaux éléments de réflexion sur la manière d'utiliser ce système pour modéliser un problème donné. Comme nous l'avons vu, les réflexions apportées lors des travaux précédents sont restées orientées vers l'organisation des tournées de livraison. Il nous a donc paru essentiel de produire une réflexion sur la manière d'aborder un nouveau problème et de le modéliser. Cette démarche est en cohérence avec notre objectif de généraliser l'applicabilité de ce système et de faciliter la modélisation de nouveaux problèmes. De plus, nous apportons nos réflexions spécifiques au traitement d'un problème d'optimisation dynamique, cette possibilité n'ayant pas été explorée dans les travaux précédents. Dans les sous-parties suivantes, nous présentons donc les différentes étapes à suivre pour réaliser la modélisation d'un problème, illustrées chaque fois avec des exemples concrets.

**Modélisation des contrats à travers un arbre de propositions** La première question à se poser lorsque l'on souhaite utiliser ce système pour résoudre un problème est de savoir si l'on traite vraiment d'un problème adapté à cette méthode de résolution.

Nous l'avons vu notre système est adapté à la négociation entre entités ayant chacune une vision locale de leur problème et réalisant une optimisation statique ou dynamique. Cependant d'autres contraintes doivent être prises en compte si l'on veut s'assurer que la méthode de résolution soit adaptée au problème :

**Contrainte 1 :** Il faut que chaque agent ait une vision globale de toutes les données du problème représenté. Prenons l'exemple où l'on voudrait utiliser notre système de résolution pour modéliser le problème du DVRP pris localement pour une seule compagnie. On serait alors amené à faire correspondre un agent à un véhicule de la compagnie. Les véhicules négociant alors entre eux pour décider en fonction de l'emplacement d'un client lequel d'entre eux devra intégrer le client à sa tournée de livraison. Cet exemple met en lumière deux problèmes. Dans cette configuration, si un nouveau client à livrer par la compagnie apparaît, chacun des véhicules doit être en mesure de générer une nouvelle proposition intégrant ce client à sa propre tournée de livraison, sauf si celle-ci est déjà pleine. Lors de la négociation, les véhicules se voient alors incapables de décider s'ils doivent maintenir ce client dans leur tournée ou s'ils doivent le céder à un autre véhicule. Cette exemple illustre donc qu'il faut absolument que le problème modélisé implique des agents autonomes ayant chacun une vision complète de leur problème local.

**Contrainte 2 :** Il faut un problème où la décomposition d'un contrat en plusieurs propositions donne la possibilité de générer des alternatives, c'est-à-dire de construire une nouvelle solution ne modifiant qu'une sous partie de la précédente. Imaginons un problème où la génération d'une proposition d'accès à

une ressource résulte d'un calcul complexe non décomposable. Si la génération d'une alternative pour l'accès à la ressource par un agent implique forcément la nécessité de ré-exécuter tout le calcul complexe initial, alors notre système de négociation sera inadapté, l'intérêt de notre système étant de détecter le point faible d'une solution et générer un sous-ensemble de propositions alternatives.

En partant d'un problème adapté à notre système, la première étape de modélisation consiste à représenter les données du problème avec l'arbre de propositions. Ce processus est divisé en 3 étapes :

**Étape 1 :** Identification de l'ensemble des variables suffisantes pour la détection de tous types de conflit d'accès à une ressource critique. Celles-ci constitueront la structure des propositions.

**Étape 2 :** Définition de la fonction de conflit. Elle doit permettre de déterminer s'il y a conflit entre deux propositions en partant des valeurs des variables qu'elles contiennent.

**Étape 3 :** Réflexion sur la structure de l'arbre de propositions Les travaux précédents ont défini l'importance de la structure de l'arbre de propositions, notamment pour le guidage de la génération d'alternatives. En effet, plus la structure de l'arbre permet une décomposition fine d'une solution en sous-ensembles de propositions alternatives, plus la détection du point faible de la solution va être précise et la génération d'alternative efficace.

Nous apportons ici une réflexion en amont de ces questions sur la manière de construire l'arbre de manière générale en partant des données du problème :

Il faut d'abord **identifier** clairement ce que représentent pour le problème un contrat et une proposition. On définit un contrat comme un ensemble indivisible de propositions représentant entièrement une ou plusieurs solutions du problème. Une proposition est le plus petit sous-ensemble atomique d'un contrat. La décomposition des contrats en plusieurs propositions permet de représenter au sein d'un contrat des sous-ensembles de propositions alternatives.

Par exemple, pour le problème du DVRP multi-véhicules avec capacité de stockage que nous traitons dans les expérimentations (voir section 5), un contrat représente la/les tournées de livraisons effectuées par le/les véhicules d'une compagnie. Une proposition représente une étape de la tournée, c'est-à-dire un véhicule de la compagnie occupant l'aire de livraison d'un client dans un intervalle de temps.

Après avoir analysé les données du problème, il est possible de **définir la structure de l'arbre**. On se base alors sur les données des contrats pour décomposer une solution en plusieurs niveaux selon la logique du problème.

Dans notre exemple nous avons défini une représentation de l'arbre en 2 niveaux, à partir des informations sur les véhicules d'une compagnie (voir figure

6). Les données du problème que nous étudions étant simples, nous ne pouvons

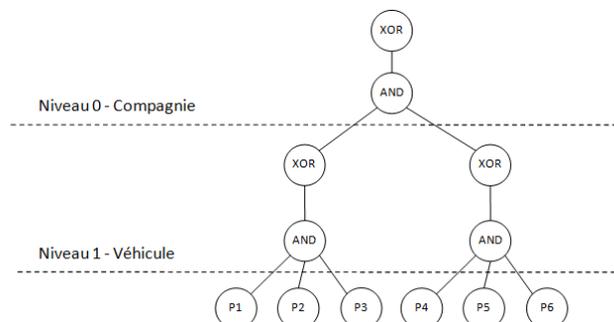


FIGURE 6. Structure de l'arbre de proposition retenue pour notre problème

pas définir une structure d'arbre avec d'avantage de niveau. Il serait cependant possible de définir de nouveaux niveaux artificiellement, par exemple, en regroupant les clients par zones géographiques. Ce niveaux s'intégrerait alors sous le niveau véhicule, regroupant les clients livrés par un véhicule selon leur emplacement géographique. La détection du point faible d'une solution pourrait alors être effectuée plus finement en indiquant le véhicule impliqué et la zone de sa tournée. Nous n'avons cependant pas exploré cette piste dans ce travail.

Enfin, remarquons qu'il n'existe pas une unique représentation possible de l'arbre de proposition. Nous présentons cependant une méthode permettant de construire une bonne structure parmi l'ensemble des possibles. Le but final de la structure de l'arbre de proposition étant de faciliter la génération d'alternative et la détection des points faibles des contrats.

**Génération des valeurs de lambda** La signification de la valeur lambda fixée au niveau de chaque proposition a déjà fait l'objet de réflexions approfondies dans les travaux précédents. Cette valeur doit être calculée lors de la création d'une proposition. Il n'y a pas de méthode précise pour la calculer car celle-ci est totalement dépendante des données du problème. Elle doit refléter l'intérêt de la proposition individuellement (niveau de préférence propre à chaque proposition) et au niveau du contrat (valeur de la solution à laquelle elle s'intègre).

Dans les travaux précédents le lambda d'une proposition était fixé comme l'inverse de la distance totale de la tournée de livraison à laquelle la proposition s'intègre. L'objectif d'un agent (compagnie de livraison) étant de minimiser cette distance totale, elle représente l'intérêt de la proposition au niveau du contrat.

L'intérêt de notre réflexion se porte particulièrement sur **la manière de fixer les valeurs de lambda dans le contexte d'un problème d'optimisa-**

**tion dynamique.** Dans un problème de ce type les agents ne disposent pas de la totalité des informations du problème, celles-ci apparaissant dynamiquement pendant la résolution. Cela pose un problème pour le calcul de  $\lambda$  car lorsqu'une nouvelle proposition est créée, elle ne s'intègre pas forcément à une solution complète du problème. De ce fait, lors de l'intégration dynamique de nouvelles informations par l'agent, les nouvelles propositions créées appartiendront à une solution qui ne pourra pas être évaluée sur les mêmes bases que la précédente.

Par exemple, si l'on garde la manière de fixer la valeur de  $\lambda$  telle qu'elle a été pensée dans les précédents travaux, dans le contexte de notre problème dynamique lorsque l'on va générer dynamiquement une nouvelle proposition pour compléter une tournée existante, celle-ci aura forcément une valeur  $\lambda$  plus faible que les propositions présentent dans la précédente version de la solution. Pourtant, elle s'intègre bien à la même solution que ces dernières.

Notre réflexion s'est donc portée sur la manière de **normaliser le calcul de  $\lambda$  pour que celui-ci ne soit pas dépendant de la quantité d'information** connue du problème. Dans notre cas du DVRP concurrent, nous avons fixé la valeur de  $\lambda$  d'une proposition comme l'inverse de la moyenne des distances parcourues dans la tournée de livraison à laquelle elle s'intègre. Ainsi le fait d'utiliser la moyenne permet de calculer une valeur de  $\lambda$  adaptée à un problème d'optimisation dynamique, quelque soit la quantité d'information connue du problème.

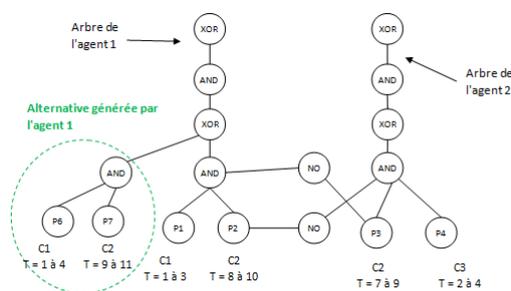
**Stratégies de génération d'alternatives** L'objectif des stratégies de génération d'alternatives est de réaliser un minimum de modifications sur les propositions de l'agent, afin de réduire au minimum son intérêt pour la nouvelle solution proposée (concessions), tout en supprimant les conflits. En général, plus les nouvelles propositions sont éloignées des précédentes, plus la préférence de l'agent pour ses propositions diminue. En effet, les stratégies de génération d'alternative ne constituent pas une nouvelle méthode d'optimisation locale à l'agent, où l'on calcul une nouvelle solution en prenant en compte les contraintes locales du problème, il s'agit d'effectuer des modifications ponctuelles sur une solution afin de résoudre des conflits.

Lors de la génération d'alternative pour la résolution de conflits, l'agent repère d'abord dans son arbre de proposition le nœud XOR de plus faible intérêt qui servira de pivot pour la génération des alternatives. Ainsi, l'agent va générer une alternative à partir de ce nœud dans le but de réduire les conflits dans le sous-ensemble de propositions concerné, et donc chercher à augmenter son intérêt. Son objectif est d'appliquer la stratégie de génération qui lui permettra de sortir des conflits identifiés, tout en s'éloignant le moins possible de la solution initiale.

Nous n'avons pas identifié de procédure généralisable pour la création de ces stratégies, car celles-ci sont directement liées aux données du problème et ne

peuvent donc pas être transposées d'un problème à l'autre. Cependant, nous illustrons ici les deux stratégies de génération d'alternative que nous avons utilisées pour traiter le problème du DVRP avec conflit d'accès :

- La première stratégie consiste pour un agent à retarder sa prochaine livraison s'il sait qu'il ne peut pas la livrer à l'heure prévue à cause d'un conflit. La qualité de la solution dans notre problème étant reflétée par la distance parcourue par les véhicules, un agent ne diminuera pas la qualité de sa solution en appliquant cette stratégie. C'est donc la stratégie à appliquer en priorité pour un agent. Nous illustrons un exemple simple d'application de cette stratégie dans la figure 7 :



**FIGURE 7.** Génération de la nouvelle alternative avec la première stratégie définie pour le DVRP avec conflits. La nouvelle alternative ne présente plus de conflits.

- La deuxième stratégie consiste à échanger l'ordre de livraison de deux clients pour un véhicule. En se basant sur l'étape de livraison avec l'intérêt le plus faible contenant un conflit, dans la sous-proposition de plus faible intérêt, l'agent échange l'ordre de livraison du client livré dans cette étape avec celui du client livré juste avant ou juste après, le choix se faisant de façon à limiter l'augmentation de la longueur de la route induite. Cette stratégie induisant une augmentation de la longueur de la tournée de l'agent, et donc une solution moins bonne que précédemment, elle n'est appliquée par un agent que si l'utilisation de la première stratégie ne lui permet pas d'éviter un conflit.

#### 4.3 Comparaison de la méthode à une solution existant dans la littérature scientifique

L'une des fortes attentes retenues lors des travaux précédents était la nécessité d'évaluer les performances de ce système d'optimisation dynamique par rapport aux travaux de la communauté scientifique. Notre deuxième contribution répond à ce besoin.

Nous présentons dans un premier temps nos réflexions sur le choix des travaux auxquels se comparer, notre système s'attaquant à différents problèmes

(optimisation dynamique de parcours, partage de ressources critiques), ce positionnement n'est pas évident. Nous présentons ensuite notre contribution à l'élaboration de benchmarks DVRP concurrents qui pourront par la suite servir pour la comparaison d'autres travaux au delà du cadre de ce projet.

**Introduction au travail de comparaison** Les travaux entrepris pour le positionnement de ce système s'inscrivent dans la suite logique de notre contribution précédente. Jusqu'à présent, deux principales limites rendaient difficile le positionnement de ce système vis-à-vis de la communauté scientifique. D'une part la méthode de conception présentée, bien qu'efficace, était trop fortement restreinte au problème traité. Il était alors difficile de tester l'approche de résolution générale sur différents benchmarks. Nous avons donc travaillé sur la généralisation de son fonctionnement global et sur la description d'une méthode de modélisation afin d'aborder de nouveaux problèmes d'optimisation dynamiques.

Sur la base de ce travail, nous avons pu réfléchir à la modélisation de problèmes différents et à l'évaluation des performances du système sur des jeux de tests utilisés dans la communauté scientifique. Le contexte du projet induisant une **forte attente dans le domaine de l'organisation dynamique des accès aux aires de livraison dans les centres-villes**, nous avons concentré nos recherches sur les travaux effectués dans des domaines proches.

**Contribution aux expérimentations dirigées vers le DVRP** Pour se positionner vis-à-vis du DVRP nous avons choisi de reprendre les benchmarks réalisés par Kilby et al. [1]. Nous présentons les caractéristiques de ces benchmarks dans la section 2 de ce rapport.

Nos travaux d'expérimentations se basent plus précisément sur les travaux de Garrido et al. [2], voir section 2. Ce travail à l'avantage d'être relativement récent (2010) et fourni un programme adapté pour la résolution de tous les types d'instances créés par Kilby et al. En outre ils se comparent à d'autres méthodes testées sur les mêmes benchmarks et présentent de très bons résultats. Notre choix s'est donc porté sur ces contributions pour effectuer nos comparaisons basées sur des DVRPs concurrents.

Afin de comparer notre travail et d'identifier des conflits, nous avons dû **reconstruire précisément les routes** des véhicules en fonction des tournées données dans les solutions du problème. En effet dans les solutions de base fournies pour un DVRP les tournées de livraison de chaque véhicule sont représentées uniquement par l'ordre dans lequel les clients sont livrés. Or nous avons besoin des dates d'arrivée et de départ sur chaque aire de livraison pour identifier des conflits d'accès entre livreurs concurrents. Les explications données dans l'article nous ont permis de reconstruire ces routes en les décomposant en plusieurs étapes. Une étape pour un véhicule représentant une date d'arrivée sur l'aire de livraison du client, l'identifiant du client et la date de départ du véhicule de cette aire.

Ces expérimentations nous ont permis de faire avancer le projet dans différents domaines :

- D’abord nous avons atteint notre **objectif d’obtenir des résultats sur des instances de benchmarks reconnues** dans un domaine de recherche dynamique et proche de notre problème initial. Le problème auquel nous nous sommes comparé ne considère pas l’aspect négociation entre les compagnies de livraison pour limiter les conflits d’accès aux aires de livraison. Ces expérimentations nous ont donc permis d’évaluer l’impact positif que pourrait avoir cette prise en compte par rapport aux travaux actuels.
- L’objectif de ces expérimentations était également de **confirmer notre intuition sur la capacité du système à intégrer d’avantage de dynamisme**, en se comparant à un problème d’optimisation dynamique. Elles nous ont permis de préciser notre vision de ce système de résolution pour qu’il intègre un algorithme d’optimisation dynamique directement dans la partie de résolution locale propre à chaque agent. Ces résultats sont intéressants car ils réorientent le positionnement initial de ce système. Dans les travaux précédents, il avait été identifié que pour chaque type de problème il était nécessaire d’implémenter un nouvel algorithme adapté à la structure de l’arbre de propositions pour la génération de nouvelles propositions. Nos expérimentations montrent que ce système peut cependant intégrer directement un algorithme de résolution dynamique existant, sans être obligé de le concevoir de façon couplée à l’arbre de propositions et la méthode de négociation. Il s’agit d’une **contribution majeure** pour Guided CESNA.
- Enfin notre travail présente une **ouverture intéressante sur la prise en compte des négociations** dans un contexte où plusieurs entités réalisent leurs travaux d’optimisation individuels, aboutissant à des conflits d’accès sur des ressources critiques. Plus particulièrement, nos travaux sur l’élargissement du DVRP pour l’intégration de l’aspect négociations et les instances de benchmarks que nous avons adaptées, peuvent constituer une base intéressante pour la poursuite de ces travaux. Ils constituent une ouverture au problème crucial de l’organisation des accès aux aires de livraisons dans les villes, qui n’a jamais été considéré jusqu’à présent à notre connaissance.

**Contribution à l’élaboration de benchmarks DVRP concurrents** Dans cette partie nous allons présenter le générateur de benchmarks conçu pour nos expérimentations. Celui-ci permet de transformer une instance de benchmark donnée par Kilby et al. [1] pour générer de nouvelles instances intégrant l’aspect concurrentiel de notre problème.

Le principe de notre générateur est le suivant et chaque instance est créée selon le même principe :

- Une **fraction Ncli** des clients de l’instance de base est choisie aléatoirement. Ces clients seront affectés à la compagnie de livraison.

- Une nouvelle **fenêtre de temps** décrivant la durée de la journée de livraison est créée de la manière décrite dans l'article de Kilby et al. Cette durée est fixée à 8 fois le temps nécessaire pour parcourir la distance entre le dépôt et le client qui en est le plus éloigné. Ainsi en fonction des clients contenus dans chaque nouvelle instance, toutes les compagnies n'auront pas des fenêtres de temps de même durée. Cela nous permet de d'assurer la conformité de chacune de nos instances avec les spécifications des benchmarks de Kilby et al.
- **La capacité des véhicules** est calculée selon la valeur du paramètre *MCap* donnée au générateur.
- Les **quantités demandées** par chaque client restent les mêmes que celles données dans l'instance de base.
- Les **dates d'arrivée des demandes** de chaque client sont recalculées selon une loi de probabilité uniforme étalées sur la durée de la journée de livraison, pour respecter la structure initiale.
- **La durée minimale** pendant laquelle chaque véhicule doit rester sur l'aire de livraison reste la même que dans l'instance de base.

Nous avons vu que certaines demandes de client sont connues à priori, avant le commencement de la journée de livraison. Les demandes concernées sont choisies en fonction de leur date de disponibilité inscrite dans le benchmark et du paramètre *cutOffTime* défini par Kilby et al. Toute demande dont la date d'arrivée se situe après la date *cutOffTime* est considérée comme étant donnée à priori.

Le choix de conserver les emplacements des clients fournis dans les instances de base nous permet de garder les mêmes propriétés que celles de ces benchmarks. Chacun ayant un mode de répartition géographique spécifique et étudié pour correspondre à une répartition réaliste, notre approche permet de conserver ces propriétés, plutôt que de générer une répartition aléatoire sur une carte de taille définie.

## 5 Expérimentations

### 5.1 Présentation des expérimentations

Nos expérimentations se sont basées sur 8 instances différentes modifiées par Kilby et al. [1] pour correspondre au DVRP.

Ces instances de base ont été initialement définies dans le cadre d'un Capacited VRP, où chaque véhicule dispose d'une capacité de stockage limitée et chaque compagnie peut organiser sa tournée avec un nombre limité de véhicules. Parmi les instances que nous étudions dans les expérimentations, *f71* et *f134* ont été proposées par Fisher et al. dans [3]. Les instances *c50* et *c199* ont été définies par Christofides et al. dans [4], et les instances *tai75a*, *tai75b*, *tai75c* et *tai75d*, ont été définies par Taillard dans [5]. Le nombre présent dans le nom

de l'instance représente le nombre de client présent dans chaque instance, c199 contenant 199 clients.

Pour générer les instances de benchmark propres à chaque agent, nous avons fixé le paramètre *cutOffTime* (voir section 4.3) à 0,5 ce qui signifie qu'environ la moitié des demandes de client sont connues à l'avance. C'est la valeur qui est généralement fixée dans les expérimentations basées sur ces benchmarks. Chaque agent dispose d'un nombre de client à livrer égal à 20% du nombre de client initial de l'instance de base. Cette valeur permet de répartir les clients entre les compagnies sans que celles-ci aient trop de clients en commun.

Pour chaque instances de base, nous avons produit 3 versions du problème où il y a respectivement 4, 6 et 10 agents. Ainsi dans une version avec 10 agents les conflits d'occupation sont plus nombreux et les négociations plus complexes.

Nous avons basé nos comparaisons sur les travaux de Garrido et al. [2] afin d'évaluer l'intérêt de notre approche. Il n'a pas été possible pour l'instant de comparer notre méthode avec d'autres contributions, car ces travaux de comparaison nécessitent de réutiliser et d'adapter chaque méthode afin d'obtenir les données suffisantes pour baser une comparaison. Cependant, ce travail devrait être facilité à l'avenir en réutilisant nos travaux visant à adapter les résultats d'instances DVRP aux besoins du problème (construction des étapes de livraison).

## 5.2 L'objectif de nos expérimentations

Nos expérimentations poursuivent plusieurs objectifs qui visent à valider l'intérêt de notre contribution :

Le premier est de **confirmer que notre système de résolution permet de modéliser des problèmes ayant un haut niveau de dynamisme**, où les agents n'ont pas toutes les données nécessaires pour construire une solution complète du problème a priori.

Le second objectif est de **positionner nos travaux** par rapport aux contributions existant dans la communauté scientifique. Nous avons cherché à prouver que notre système présente un intérêt en tant que méthode de négociation pour l'accès à des ressources critiques, dans un contexte où des agents effectuent chacun leur propre optimisation selon leur vision locale du problème. L'objectif était d'évaluer l'apport possible de la prise en compte de ces conflits par rapport à une méthode d'optimisation qui n'en tient pas compte.

Notre troisième objectif est d'obtenir de **nouveaux résultats dans le domaine de l'organisation des accès aux aires de livraison**. En effet, le système n'avait jusqu'à présent été testé que sur des données spécifiquement construites en essayant de correspondre à des instances de problèmes de livraison du monde réel. Les résultats obtenus dans ces expérimentations nous permettront alors d'examiner les performances du système selon un nouvel aspect basé sur des données reconnues dans la communauté scientifique.

### 5.3 Les indicateurs de performance

Nous l'avons vu l'objectif du DVRP que nous traitons ici, proche de celui du VRP, est d'obtenir pour une compagnie de livraison un ensemble de tournées de livraison affectées à chacun de ses véhicules qui minimisent la somme des distances parcourues par chacun des véhicules. **La longueur des tournées** est donc un premier indicateur de la qualité d'une solution.

Nous avons également défini un nouvel indicateur qui représente la **durée des périodes de conflits** pour l'accès à une aire de livraison. La durée d'un conflit correspond à la période de temps pendant laquelle l'accès à l'aire de livraison est indisponible pour le ou les véhicules qui arrivent sur l'aire de livraison alors que celle-ci est occupée.

Prenons deux véhicules ayant prévu de livrer le même client, le premier de  $t=110$  à  $t=200$  et le deuxième de  $t=120$  à  $t=230$ . Le véhicule arrivé le premier ne constate pas de conflit et on considère qu'il livre le client normalement. En revanche le deuxième véhicule enregistre un conflit dont la durée est défini comme la période séparant la date d'arrivée du véhicule qui constate le conflit et la date de départ du véhicule précédemment présent sur l'aire de livraison. Dans notre exemple, on aura un conflit d'une durée  $t=200-120$  enregistré par le deuxième véhicule.

L'**indicateur global de la qualité d'un résultat** est alors mesuré par la somme de la durée des tournées et de la durée totale des conflits. La meilleure solution étant celle présente la valeur minimale.

### 5.4 Présentation des résultats et interprétation

Nous présentons les résultats des expérimentations dans les tableaux suivants. Les solutions obtenues avec Guided CESNA sont représentées en blanc, les solutions obtenues avec l'algorithme de Garrido et al. sont en bleu.

Nous remarquons d'abord que le nombre de conflits d'occupation est largement inférieur dans les résultats de Guided CESNA. Par exemple, sur l'instance c199, notre méthode a permis de résoudre dynamiquement 15 conflits apparus dans la solution de Garrido et al. passant leur nombre de 17 à 2.

Ainsi, notre méthode a permis de réduire la longueur des tournées de jusqu'à 7,6% pour l'instance tai75c, par rapport à une situation d'optimisation dynamique sans négociation.

Nous constatons cependant dans ces résultats que certaines instances n'ont pas obtenu de solution avec le système Guided CESNA. En effet, la complexité des négociations dans les problèmes contenant un plus grand nombre d'agents, et donc de conflits, entraîne un temps de calcul trop important pour obtenir une solution. Nous analysons ce problème dans la section suivante.

INSTANCE	NB_CONFLICTS	SUM_ROUTES_LENGTH	SUM_CONFLICTS_LENGTH	Indicateur global	Ecart absolu	Ecart en %
c50 - 4 agents	2	1355	78	1433		
c50 - 4 agents	0	1355	0	1355	78	5,4%
c50 - 6 agents	8	2000	141	2141		
c50 - 6 agents	1	2000	3	2003	138	6,4%
c199 - 4 agents	17	4874	286	5160		
c199 - 4 agents	2	4807	73	4880	280	5,4%

**FIGURE 8.** Présentation des résultats obtenus sur les instances dérivés des benchmarks de Christofides et al.

INSTANCE	NB_CONFLICTS	SUM_ROUTES_LENGTH	SUM_CONFLICTS_LENGTH	Indicateur global	Ecart absolu	Ecart en %
f71 - 4 agents	1	641	1	642		
f71 - 4 agents	0	641	0	641	1	0,2%
f71 - 6 agents	5	860	20	880		
f71 - 6 agents	0	854	0	854	26	3,0%
f71 - 10 agents	6	1556	26	1582		
f71 - 10 agents	0	1470	0	1470	112	7,1%
f134 - 4 agents	0	27904	0	27904		
f134 - 4 agents	0	27904	0	27904	0	0,0%
f134 - 6 agents	7	39663	2788	42451		
f134 - 6 agents	0	39663	0	39663	2788	6,6%

**FIGURE 9.** Présentation des résultats obtenus sur les instances dérivés des benchmarks de Fisher et al.

INSTANCE	NB_CONFLICTS	SUM_ROUTES_LENGTH	SUM_CONFLICTS_LENGTH	Indicateur global	Ecart absolu	Ecart en %
tai75a - 4 agents	1	2650	21	2671		
tai75a - 4 agents	0	2650	0	2650	21	0,8%
tai75a - 6 agents	6	3962	140	4102		
tai75a - 6 agents	1	3941	4	3945	157	3,8%
tai75b - 4 agents	2	2653	27	2680		
tai75b - 4 agents	0	2653	0	2653	27	1,0%
tai75b - 6 agents	3	3772	52	3824		
tai75b - 6 agents	0	3772	0	3772	52	1,4%
tai75c - 4 agents	2	2323	39	2362		
tai75c - 4 agents	0	2183	0	2183	179	7,6%
tai75c - 6 agents	6	3445	159	3604		
tai75c - 6 agents	0	3388	0	3388	216	6,0%
tai75d - 4 agents	4	2988	222	3210		
tai75d - 4 agents	0	2988	0	2988	222	6,9%
tai75d - 6 agents	6	4013	104	4117		
tai75d - 6 agents	0	4013	0	4013	104	2,5%

**FIGURE 10.** Présentation des résultats obtenus sur les instances dérivés des benchmarks de Taillard et al.

### 5.5 Interprétation des résultats obtenus

Tout d'abord, ces expérimentations confirment la capacité de notre système à intégrer l'aspect négociation dans les problèmes d'optimisation dynamique avec partage de ressources critiques. Nous sommes parvenus à modéliser ce problème grâce aux travaux de généralisation entrepris et à résoudre dynamiquement les conflits apparus sur de petites instances.

Ces expérimentations montrent donc l'intérêt d'intégrer une méthode de négociation aux compagnies de livraison partageant l'accès à des aires de livraison. Notre méthode est parvenue à résoudre la plupart des conflits d'accès, même dans un contexte aussi dynamique que celui du DVRP.

Cependant, nos résultats ne nous permettent pas de conclure sur la capacité de notre système à organiser efficacement l'accès à des ressources critiques dans le cadre de problèmes intégrant un grand nombre de conflits. Il serait intéressant d'explorer dans les travaux futurs les solutions d'optimisation possibles des performances de notre système, et de les intégrer directement au processus de résolution. Par exemple définir une méthode de réduction guidée de la taille des arbres de proposition des agents, basée sur un facteur d'évaporation à définir.

## 6 Conclusion

Pour conclure, notre travail apporte plusieurs avancées au projet Guided CESNA. Le positionnement du système vis-à-vis de la communauté scientifique était une des attentes majeures pour la poursuite du projet. Nos réflexions sur la modélisation de nouveaux problèmes nous ont permis de répondre à cette attente et d'expérimenter la résolution d'un problème tiré de la littérature scientifique récente. De plus, ces expérimentations démontrent l'intérêt de l'intégration de l'aspect négociation entre des entités partageant l'accès à des ressources critiques. En effet, les problèmes réels, et particulièrement ceux concernant l'organisation des tournées de livraison, sont rarement intégrés dans un environnement isolé. Les approches existantes, n'abordant qu'une vision locale d'un problème d'optimisation omettent les conflits possibles avec d'autres entités employant la même démarche.

Le travail d'ingénierie que nous avons réalisé nous a permis d'adapter les travaux initiaux pour faciliter la modélisation future de nouveaux problèmes. En effet, les développements réalisés pour Guided CESNA ne permettaient pas d'aborder de nouvelles représentations et cette amélioration nécessaire facilitera la prise en main du projet par la suite.

Il sera intéressant par la suite de concrétiser certaines contributions que nous avons engagées. Par exemple, le générateur d'instances de benchmarks que nous avons construit respecte un format largement utilisé dans le domaine du DVRP et propose un élargissement du problème de l'optimisation dynamique des tournées de livraison. Cette contribution étant importante, une publication d'article permettra de diffuser notre travail auprès de la communauté scientifique. Cet

article permettra de plus de faire connaître le problème identifié lors du projet ALF, tout en enrichissant le problème du DVRP.

En ce qui concerne le système en tant que tel et le processus de résolution qu'il propose, il serait également intéressant de positionner les travaux futurs vis-à-vis de la littérature scientifique dans le domaine des négociations et du partage de ressources critiques. Il serait de plus pertinent de comparer les performances de notre approche à celles des contributions basées sur des systèmes multi-agent et d'enrichir nos réflexions en étudiant les réalisations dans ce domaine.

## Références

1. KILBY, Philip, PROSSER, Patrick, et SHAW, Paul. Dynamic VRPs : A study of scenarios. University of Strathclyde Technical Report, 1998, p. 1-11.
2. GARRIDO, Pablo et RIFF, María Cristina. DVRP : a hard dynamic combinatorial optimisation problem tackled by an evolutionary hyper-heuristic. *Journal of Heuristics*, 2010, vol. 16, no 6, p. 795-834.
3. FISHER, Marshall L. et JAIKUMAR, Ramchandran. A generalized assignment heuristic for vehicle routing. *Networks*, 1981, vol. 11, no 2, p. 109-124.
4. CHRISTOFIDES, Nicos et BEASLEY, John E. The period routing problem. *Networks*, 1984, vol. 14, no 2, p. 237-256.
5. TAILLARD, Éric. Parallel iterative search methods for vehicle routing problems. *Networks*, 1993, vol. 23, no 8, p. 661-673.
6. Guillermo Tomas Garcia Ochoa. Planification dynamique de tournées : Application aux livraisons de marchandises en ville. Juin 2010.
7. ALF – Aire de Livraison du Futur. Rapport final public du projet, Interface Transport. Novembre 2012.
8. Dossier de presse sur la livraison des marchandises en ville, Chambre de commerce et d'industrie de Lyon (CCI). Mars 2015
9. Frédéric Armetta. Proposition d'une approche auto-organisationnelle pour le partage de ressources critiques. Décembre 2006
10. Olivier Lefevre. Contrôle endogène des Systemes Multi-Agents pour la resolution de problèmes complexes. Octobre 2010.
11. Noura Benhajji. Planification dynamique et décentralisée à base de multi-agents de tournées de livraison. Juin 2013
12. NOVAES, Antonio GN, FRAZZON, Enzo M., et BURIN, Paulo J. Dynamic vehicle routing in over congested urban areas. In : *Dynamics in Logistics*. Springer Berlin Heidelberg, 2011. p. 49-58.
13. PILLAC, Victor, GENDREAU, Michel, GUÉRET, Christelle, et al. A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 2013, vol. 225, no 1, p. 1-11.
14. LIN, Canhong, CHOY, King Lun, HO, George TS, et al. Survey of green vehicle routing problem : Past and future trends. *Expert Systems with Applications*, 2014, vol. 41, no 4, p. 1118-1138.
15. SATHYANARAYANAN, S. et JOSEPH, K. Suresh. A survey on stochastic vehicle routing problem. In : *Information Communication and Embedded Systems (ICICES)*, 2014 International Conference on. IEEE, 2014. p. 1-7.

16. YANG, Jian, JAILLET, Patrick, et MAHMASSANI, Hani. Real-time multivehicle truckload pickup and delivery problems. *Transportation Science*, 2004, vol. 38, no 2, p. 135-148.
17. DE JAEGERE, Nathalie, DEFRAEYE, Mieke, et VAN NIEUWENHUYSE, Inneke. The vehicle routing problem : state of the art classification and review. FEB Research Report KBI\_1415, 2014.
18. CHEN, Zhi-Long et XU, Hang. Dynamic column generation for dynamic vehicle routing with time windows. *Transportation Science*, 2006, vol. 40, no 1, p. 74-88.
19. MONTEMANNI, Roberto, GAMBARDELLA, Luca Maria, RIZZOLI, Andrea Emilio, et al. Ant colony system for a dynamic vehicle routing problem. *Journal of Combinatorial Optimization*, 2005, vol. 10, no 4, p. 327-343.
20. VAN HEMERT, Jano I. et LA POUTRÉ, Johannes A. Dynamic routing problems with fruitful regions : Models and evolutionary computation. In : *Parallel Problem Solving from Nature-PPSN VIII*. Springer Berlin Heidelberg, 2004. p. 692-701.
21. LABADIE, Nacima et PRINS, Christian. Vehicle routing nowadays : Compact review and emerging problems. In : *Production systems and supply chain management in emerging countries : best practices*. Springer Berlin Heidelberg, 2012. p. 141-166.
22. BURKE, Edmund K., GENDREAU, Michel, HYDE, Matthew, et al. Hyperheuristics : A survey of the state of the art. *Journal of the Operational Research Society*, 2013, vol. 64, no 12, p. 1695-1724.
23. KHOUADJIA, Mostepha R., TALBI, El-Ghazali, JOURDAN, Laetitia, et al. Multi-environmental cooperative parallel metaheuristics for solving dynamic optimization problems. *The Journal of Supercomputing*, 2013, vol. 63, no 3, p. 836-853.
24. BENT, Russell W. et VAN HENTENRYCK, Pascal. Scenario-based planning for partially dynamic vehicle routing with stochastic customers. *Operations Research*, 2004, vol. 52, no 6, p. 977-987.
25. SOLOMON, Marius M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations research*, 1987, vol. 35, no 2, p. 254-265.
26. KHOUADJIA, Mostepha R., SARASOLA, Briseida, ALBA, Enrique, et al. A comparative study between dynamic adapted PSO and VNS for the vehicle routing problem with dynamic requests. *Applied Soft Computing*, 2012, vol. 12, no 4, p. 1426-1439.
27. ELHASSANIA, Messaoud, JAOUAD, Boukachour, et AHMED, Eman Adel. Solving the dynamic Vehicle Routing Problem using genetic algorithms. In : *Logistics and Operations Management (GOL), 2014 International Conference on. IEEE*, 2014. p. 62-69.
28. DEMIRTAS, Yonca Erdem, OZDEMIR, Erhan, et DEMIRTAS, Umut. A particle swarm optimization for the dynamic vehicle routing problem. In : *Modeling, Simulation, and Applied Optimization (ICMSAO), 2015 6th International Conference on. IEEE*, 2015. p. 1-5.
29. MAVROVOUNIOTIS, Michalis, YANG, Shengxiang, et YAO, Xin. A benchmark generator for dynamic permutation-encoded problems. In : *Parallel Problem Solving from Nature-PPSN XII*. Springer Berlin Heidelberg, 2012. p. 508-517.