

Un modèle agent générique pour la comparaison d'approches d'allocation de ressources dans le domaine du transport à la demande

Alaa Daoud, Flavien Balbo, Paolo Gianessi, Gauthier Picard

▶ **To cite this version:**

Alaa Daoud, Flavien Balbo, Paolo Gianessi, Gauthier Picard. Un modèle agent générique pour la comparaison d'approches d'allocation de ressources dans le domaine du transport à la demande. JFSMA 2021: 29ème Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, Jun 2021, Bordeaux, France. pp.127–136. hal-03201315

HAL Id: hal-03201315
https://hal.science/hal-03201315

Submitted on 18 Nov 2021

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

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

Un modèle agent générique pour la comparaison d'approches d'allocation de ressources dans le domaine du transport à la demande

Alaa Daoud[a] alaa.daoud@emse.fr
Flavien Balbo[a] flavien.balbo@emse.fr
Paolo Gianessi[a] paolo.gianessi@emse.fr
Gauthier Picard[b] gauthier.picard@onera.fr

[a]Mines Saint-Étienne, CNRS, UMR 6158, LIMOS
Institut Henri Fayol, Saint-Étienne, France

[b]ONERA-DTIS, Université de Toulouse

Résumé

Les problèmes d'allocation sont d'importance majeure dans la gestion des systèmes de transport à la demande (ODT). Ils ont été étudiés pendant des décennies, et diverses solutions ont été proposées. Les approches de résolution peuvent être classées en deux catégories : centralisées et décentralisées. Dans la pratique, chacune a ses avantages et désavantages. Dans ce travail, nous visons à fournir un modèle générique pour le problème du transport à la demande en ligne avec des véhicules autonomes et un modèle multi-agents dédié à l'allocation des ressources et à la planification d'une flotte de véhicules. Ce dernier considère des véhicules autonomes qui communiquent dans un réseau inter-véhiculaire pour satisfaire les demandes de course dans un système ODT. Nous évaluons la généricité de ce modèle en appliquant plusieurs approches d'allocation (programmation mathématique, heuristique gloutonne, optimisation par contraintes distribuées et enchères) et comparons leurs performances sur des scénarios synthétiques générés à partir de données réelles.

Mots-clés : *Transport à la demande, véhicules autonomes, modèle agent*

Abstract

Allocation problems are major issues in managing On-Demand Transport (ODT) systems. They have been studied for decades, and a variety of solutions were proposed. The Approaches to these problems can be classified as centralized and decentralized. Each has its pros and cons in practice. In this work, we aim to provide a generic model for the problem of online on-demand transport with autonomous vehicles and a multi-agent model dedicated to resource allocation and scheduling in vehicle fleets. This model considers autonomous vehicles that communicate via an inter-vehicular network satisfy trip requests in an online ODT system. We validate this model's genericity by applying several allocation approaches (mathematical programming, greedy heuristic, distributed constraint optimization, and auctions) and compare their performance on synthetic scenarios in a real-world city map.

Keywords: *On-demand transport, autonomous vehicles, agent model*

1 Introduction

Un véhicule autonome (AV) est un véhicule sans conducteur qui peut avoir d'autres capacités que la conduite, comme par exemple le choix de son itinéraire en fonction de l'état du trafic, la coordination et la coopération avec d'autres véhicules ou encore la décision de ses propres horaires de voyage dans le cas d'un taxi autonome.

Parmi les questions importantes dans la gestion des systèmes de transport à la demande (ODT) nous retrouvons les problèmes d'allocation de demandes de courses aux véhicules qui soient réalisables et efficaces. Pour des taxis autonomes, cela signifie qu'ils peuvent être responsables de leur choix d'affectation aux demandes (en prenant des décisions décentralisées) ou suivre les plannings qui sont décidés de manière centralisée par un répartiteur. En pratique, la faisabilité et l'efficacité du choix de centraliser/décentraliser la solution dépendent de la complexité du problème, de ses contraintes et de la dynamique de l'environnement.

Dans cet article, (i) nous proposons AV-OLRA, un modèle générique pour le problème d'allocation des ressources en ligne avec des véhicules autonomes. Ce modèle définit les données du problème (composantes, contraintes) et les indi-

1. Version étendue du papier court AAMAS [2]

cateurs permettant d'évaluer les différentes stratégies d'allocation ; (ii) nous proposons à ce problème un modèle multi-agents générique support de solution au problème ODT, où les véhicules autonomes (agents) communiquent avec leurs voisins via une communication pair-à-pair par le biais d'ensembles connectés ; (iii) nous classons les différentes méthodes d'allocation en fonction du comportement de coordination des agents (sans coordination, passif, coopératif) ; (iv) et nous évaluons et comparons expérimentalement différentes méthodes de résolution (centralisée, gloutonne, enchères et optimisation sous contraintes distribuée).

Le papier est structuré comme suit. La section 2 présente quelques travaux relatifs à l'allocation de ressources multi-agents et à l'ODT. Sur la base de cette analyse de l'état de l'art, nous exposons le problème AV-OLRA dans la section 3, et un modèle multi-agents générique pour le résoudre dans la section 4. La section 5 examine plus en détail les différents mécanismes de coordination investigués dans cette étude, qui sont ensuite évalués expérimentalement dans la section 6. Enfin, le document se termine par quelques perspectives dans la section 7.

2 Allocation de ressources multi-agents et ODT

Ces dernières années, le nombre d'articles consacrés à l'application des technologies fondées sur les agents dans le domaine des transports a considérablement augmenté.

Des simulations et modèles ODT existants ont été décrits dans [14]. Dans ce domaine, mieux répondre à la demande est considéré comme un défi et doit prendre en compte les personnes avec leur comportement et leur interaction avec un environnement de transport complexe. La vision MARA (*Multi-Agent Resource Allocation*) est pertinente pour la résolution des problèmes ODT et a été mise en oeuvre selon différentes approches. Ainsi, la centralisation du processus d'allocation avec un répartiteur automatique est encore assez courante dans les approches multi-agents [3, 11, 17]. D'autre part et pour réaliser une planification en temps réel des services ODT, plusieurs modèles décentralisés ont été proposés [6, 16]. Un modèle théorique de système de transport est développé dans [8] pour étudier le comportement de coopération des véhicules, avec une perspective globale ; la stratégie permettant d'obtenir la meilleure efficacité est de partager les informations entre véhicules coopérants dans un réseau de transport flexible. Au contraire, en l'absence de communication entre les agents, l'applicabilité de la programmation génétique pour développer des systèmes multi-agents décentralisés qui résolvent les problèmes dynamiques d'ODT a également été étudiée [19]. Les auteurs ont conclu que la planification à long terme n'est pas bénéfique dans de tels contextes en raison de la très forte dynamique ; ainsi, les agents ne devraient examiner qu'une seule demande à l'avance.

L'un des principaux défis que pose l'utilisation des approches MARA, plus généralement multi-agents, pour résoudre les problèmes liés à l'ODT est le goulot d'étranglement en matière de communication. Une solution est une organisation spatiale des agents, e.g. une zone de planification limitée par agent et pas de communication [7]. Un second défi concerne la dynamique du système. Les solutions aux problèmes d'allocation de ressources ODT dans des environnements dynamiques doivent remettre en question les plannings des véhicules en temps réel. Cette remise en cause rend la réalisation d'une solution optimale un objectif non réalisable dans la pratique. Cependant, la conception d'approches itératives pour obtenir des solutions réalisables en temps raisonnable est une alternative appropriée pour aborder l'aspect dynamique ; cela nécessite de considérer le besoin de communication et donc de fournir des schémas de communication et de coordination solides et efficaces.

De même, un cadre de modélisation générique, c'est-à-dire indépendant de la solution/stratégie, du problème d'allocation de ressources localisées en ligne (OLRA), et un système multi-agents pour résoudre le problème de la gestion du stationnement urbain ont été proposés dans [21]. La solution repose sur une communauté de conducteurs qui partagent leurs connaissances locales sur la disponibilité des places de stationnement. Notre travail s'appuie sur ce dernier modèle pour proposer un modèle spécifique au problème de l'allocation des ressources à la demande dans les flottes de véhicules autonomes.

3 Modèle de problème AV-OLRA

Dans cet article, nous définissons le problème AV-OLRA comme une spécialisation du modèle OLRA pour l'allocation de ressources en ligne avec des véhicules autonomes, et une extension pour la prise en compte de la communication et la modélisation de contraintes temporelles supplémentaires.

Nous formulons donc le problème AV-OLRA comme suit :

$$\text{AV-OLRA} := \big(\mathcal{R}, \mathcal{V}, \mathcal{G}, \mathcal{T}\big) \quad (1)$$
$$\mathcal{R} = \{r_i | i \in \mathbb{N}\} \quad (2)$$
$$\mathcal{V} = \{v_i | i \in \mathbb{N}\} \quad (3)$$
$$\mathcal{G} = \big(\mathcal{N}, \mathcal{E}, \omega\big) \quad (4)$$
$$\mathcal{T} := \{t_0, t_1, \ldots, t_{end}\} \quad (5)$$

où $\mathcal{R}$ définit un ensemble dynamique de demande des passagers (les ressources dans le modèle OLRA) qui sont disponibles sur une fenêtre temporelle spécifique au moment de l'exécution ; l'ensemble des consommateurs/véhicules $\mathcal{V}$ (l'ensemble des consommateurs $\mathcal{C}$ dans le modèle OLRA) représente une flotte de m véhicules autonomes qui sont mobiles et ne peuvent communiquer qu'à une portée limitée ; $\mathcal{G}$ est un graphe dirigé, avec $\mathcal{N}$ l'ensemble des nœuds (carrefours), et $\mathcal{E}$ l'ensemble des arcs (routes), $e_{ij} \in \mathcal{E}$ est l'arc entre les nœuds i et j, ω est une fonction d'évaluation qui associe à chaque arc $e \in \mathcal{E}$ une valeur ω_e sur la base d'une mesure de distance temporelle (par exemple, le temps de conduite moyen en minutes), qui sera utilisée pour calculer les coûts opérationnels des déplacements des véhicules. Enfin $\mathcal{T}$, est l'horizon temporel du problème.

Definition 1 *Un véhicule autonome $v \in \mathcal{V}$ est caractérisé par sa capacité $c : \mathcal{V} \to \mathbb{N}^+$, son coût de trajet par distance parcourue cpd : $\mathcal{V} \to \mathbb{R}+$ et une portée de communication limitée $rng : \mathcal{V} \to \mathbb{R}^+$ qui ne changent jamais avec le temps*

$$v := \big(c_v, cpd_v, rng_v\big)$$

ainsi qu'un ensemble de propriétés dépendantes du temps qui sont sa localisation actuelle `loc` $: \mathcal{V} \times \mathcal{T} \to \mathcal{N} \cup \mathcal{E}$*, sa destination actuelle,* `dest` $: \mathcal{V} \times \mathcal{T} \to \mathcal{N}$ *et le nombre de sièges actuellement disponibles* `seats` $: \mathcal{V} \times \mathcal{T} \to \mathbb{N}^+$.

La communication entre deux composants du système est réalisée si la distance qui les sépare est inférieure ou égale à leur portée de communication. Cependant, comme la portée de communication des véhicules est limitée, et pour maximiser leur connectivité, deux véhicules peuvent être connectés par transitivité. Cela conduit à la définition suivante d'un ensemble connecté :

Definition 2 *Un ensemble connecté (noté CS pour connected set) est un ensemble d'entités connectées directement ou par transitivité.*

Les CSs sont des entités dynamiques ; ils sont créés, divisés, fusionnés en cours d'exécution en fonction du mouvement des véhicules. Ainsi, selon les définitions précédentes, un véhicule ne peut communiquer au temps t qu'avec les membres de son CS par des messages directs ou diffusés. La portée de communication limitée divise implicitement la flotte en plusieurs ensembles connectés.

Definition 3 *Une solution à un problème AV-OLRA est définie pour chaque ensemble connecté comme une agrégation des* allocations *de tous les* consommateurs *de cet ensemble qui évite tous les conflits.*

Cette définition implique qu'une solution à un problème AV-OLRA défini pour des véhicules et des demandes peut être sous-optimale parce que plusieurs véhicules considèrent les mêmes demandes ou parce que la solution optimale n'est pas l'union des sous-solutions optimales de chaque CS. En outre, toute solution dépend du temps à cause de l'aspect *en ligne* du problème.

La valeur de la portée de communication dépend uniquement de la technologie de communication utilisée, et la considérer dans notre modèle ajoute une autre dimension de généricité. Plus la portée de communication est faible, plus il existe d'ensembles connectés ; cela signifie que pour une communication à courte portée, même avec des approches centralisées, le calcul de la solution est décentralisé vers plusieurs répartiteurs. Une flotte ayant une portée de communication suffisamment longue pourrait revenir à un seul ensemble connecté à l'échelle d'une ville avec un partage global des connaissances. Une approche centralisée conduit alors à un répartiteur central pour déterminer la solution globale.

La qualité d'une allocation est caractérisée par des indicateurs fonctionnels et techniques dont le calcul est indépendant des approches de résolution mais qui permet de comparer leur faisabilité et leur qualité. Les indicateurs fonctionnels sont des mesures de l'optimalité du processus d'allocation défini par sa fonction objectif, tandis que les indicateurs techniques sont utilisés pour évaluer la faisabilité et l'applicabilité du processus d'allocation et pour prévoir ses coûts opérationnels dans différents contextes.

Dans ce papier, nous caractérisons la qualité d'une solution AV-OLRA dans les scénarios ODT par les indicateurs suivants : **Quality** est le pourcentage de demandes satisfaites (consommées) sur toutes les demandes annoncées. Par

conséquent, cet indicateur indique le niveau de qualité de service (QoS). **Utility** est l'*utilité totale* des plannings des véhicules, dérivée des distances des voyages réalisés (effectués avec un passager à bord, de la source à la destination), qui définit le **gain** pour l'entreprise. **Cost** est le *coût opérationnel*, dérivé des distances totales parcourues par les véhicules. La relation entre les indicateurs **Utility** et **Cost** définit la qualité des affaires (QoB). **MsgCount** est le *nombre total de messages* échangés au cours du processus d'allocation. **MsgSize** est la *taille moyenne des messages* échangés pendant l'allocation. Ces deux derniers indicateurs de communication estiment le coût technique de la solution et permettent de prédire si elle est applicable en termes de charge de communication, c'est-à-dire si elle pourrait provoquer des goulets d'étranglement critiques.

4 Approche multi-agents pour AV-OLRA

Dans cette section, nous décrivons notre modèle multi-agents au problème AV-OLRA. L'environnement du problème AV-OLRA représente la topologie de l'infrastructure urbaine $\mathcal{G}$ et le modèle de communication des agents tel que décrit par la définition 2.

Il n'y a qu'un seul type d'agents dans notre modèle. Un agent véhicule autonome (AV) est associé à chaque véhicule du système. Nous pouvons distinguer trois sous-comportements différents (*acting*, *communicating* et *planning*). Comme nous modélisons AV-OLRA dans un espace de temps discret, l'horizon temporel est défini comme un ensemble de pas d'exécution. À chaque pas, chaque agent effectue les actions suivantes, comme le montre la figure 1 :

1. lire les messages reçus et mettre à jour le contexte (sous-comportement de communication, *communicating*) ;
2. choisir les lieux à visiter (sous-comportement de planification, *planning*) ;
3. agir en effectuant une action de conduite (sous-comportement d'action, *acting*) ;
4. diffuser ses informations contextuelles (sous-comportement de communication, *communicating*).

4.1 Sous-comportement d'action

En fonction de la présence de passagers à bord, de la localisation du véhicule et de sa connaissance des demandes à venir, une agent AV peut se trouver dans l'un des états suivants (figure 2) :

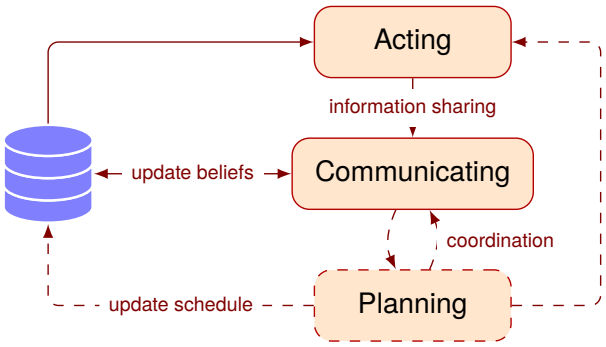


FIGURE 1 – Comportement générique d'un véhicule

Marauding : le véhicule n'a pas de passager à bord et cherche sa prochaine destination ;

Moving : le véhicule a une destination et sy rend selon la topologie urbaine ;

Picking up : le véhicule est à l'emplacement d'origine de la demande du passager p afin d'effectuer l'action $\texttt{pick_up}(p)$ avant de reprendre son déplacement ;

Dropping off : le véhicule est à l'emplacement de destination de la demande du passager p afin d'effectuer l'action $\texttt{drop_off}(p)$ avant de rechercher une nouvelle destination.

Les transitions entre ces états sont illustrées dans la figure 2.

4.2 Sous-comportement de communication

En tant qu'agents communicants, les AV ont un comportement de communication avec les autres entités environnantes ; ils peuvent rejoindre/quitter des ensembles connectés (CS), diffuser, envoyer et recevoir des messages.

- $\texttt{join}(c)$: l'agent rejoint le CS c du fait qu'il se trouve dans le rayon de communication d'au moins un de ses membres ;
- $\texttt{leave}(c)$: l'agent quitte le CS c car il n'est plus dans le rayon de communication d'au moins un membre ;
- $\texttt{send}(m, a)$: l'agent envoie un message m à un autre agent a à condition qu'ils soient dans le même CS ;
- $\texttt{receive}(m)$: l'agent reçoit un message m d'un autre agent de son CS (une fois reçu et lu, le message est stocké dans la base de croyances de l'agent) ;
- $\texttt{broadcast}(m)$: similaire à $\texttt{send}(m, a)$ mais ici l'agent ne spécifie pas l'agent récepteur, il diffuse plutôt le message à l'ensemble des membres de son CS.

4.3 Sous-comportement de planification

Le comportement des AVs en matière de planification dépend du mécanisme d'allocation choisie (centralisée/décentralisée, coopérative/compétitive, avec/sans modèle de coordination). La figure 3 illustre le comportement de planification abstrait et générique des AVs. Pour mettre à jour son planning, un AV recherche en permanence des options de planification. Si une option est trouvée, l'AV en sélectionne une et communique (ou pas selon le modèle de coordination) sa décision à ses voisins (les autres agents de son CS) . Le voisinage parvient à un accord ou à un désaccord, selon le mécanisme de coordination et l'option choisie. En cas d'accord, l'AV met à jour son planning et recherche l'option suivante et ce, jusqu'à ce qu'aucune option ne soit disponible. La nature des options de planification dépend également du mécanisme de coordination.

Bien que nous soutenions plusieurs modèles de coordination, nous souhaitons étudier chacun et non les conséquences de leurs interactions. Par conséquent, nous considérons que l'ensemble des agents de la flotte est homogène. Dans la section 5, nous présentons en détail différents mécanismes de coordination que nous utilisons pour valider notre modèle, y compris certaines approches coopératives avancées comme l'usage d'algorithmes DCOP et un mécanisme d'enchères pour le comportement de coordination des agents. Ce dernier répond aux exigences du problème AV-OLRA en fournissant une solution utilisant des calculs légers, dynamiques et continuellement sujets à amélioration.

4.4 Utilité, contraintes et objectif

Dans tout problème MARA, la fonction d'utilité représente le degré de satisfaction d'un agent pour une allocation donnée [1]. Chaque agent a une valeur d'utilité exprimée sous la forme d'une valeur explicite ou d'une relation qui révèle la solution la plus satisfaisante (optimale). Une procédure d'allocation tente de fournir aux agents des ressources qui correspondent autant que possible à leur exigence. Dans notre modèle, nous définissons la fonction d'utilité des agents AV sur la base des indicateurs de la qualité de solution décrits dans la section 3. Nous considérons que plus un agent satisfait de demandes, plus il doit gagner en valeur d'utilité. Ainsi, l'indicateur **Quality**, s'il est considéré individuellement pour chaque agent $a \in \mathcal{V}$, définit

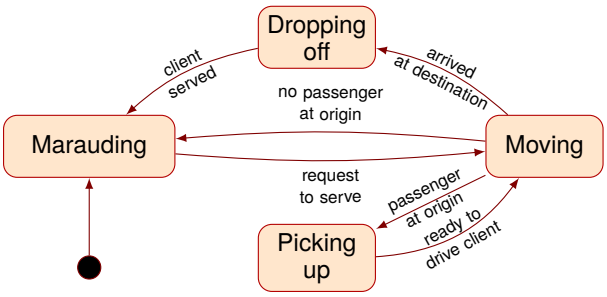


FIGURE 2 – Sous-comportement d'action

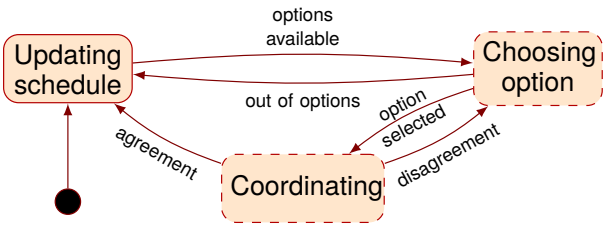


FIGURE 3 – Sous-comportement de planification

son utilité :

$$u_a = \frac{|R_a|}{|K_a|} \tag{6}$$

où R_a est l'ensemble des demandes qui sont attribuées à a, i.e choisie par l'agent ou le répartiteur, et K_a est l'ensemble de toutes les demandes connues par a. Bien entendu, l'attribution de la demande r à l'agent a est contrainte par la disponibilité spatiale et temporelle de a et de r. Nous considérons que l'origine et la destination de chaque demande sont des constantes, et qu'une demande n'est disponible pour être prise en charge qu'à son origine pendant sa fenêtre temporelle définie $w_r[l_r, u_r]$. Ainsi, l'affectation de r à a exige que a puisse arriver au point d'origine de r à un moment t situé entre la limite inférieure l_r et la limite supérieure u_r de la validité temporelle de r.

Dans ce document, nous n'envisageons pas de scénarios de partage de véhicules. Nous supposons qu'un trajet en véhicule est consacré à une seule demande, mais nous devons tout de même tenir compte de la taille de la demande (nombre de sièges requis) et de la capacité du véhicule. Cela implique que la définition de la disponibilité doit également inclure la contrainte de capacité :

$$\exists t \in w_r[l_r, u_r] : \\ \texttt{seats}(a,t) \geq s_r \;\&\; \texttt{loc}(a,t) = o_r \tag{7}$$

Le fait d'être membre d'une flotte impose aux AV d'être coopératifs et de suivre le mécanisme de coordination prédéfini pour atteindre leur

objectif global. Dans une perspective globale d'ODT en tant que modèle commercial, l'objectif principal des prestataires de services ODT est de gagner la satisfaction des utilisateurs. Cela signifie que leur objectif est de réduire les coûts et d'augmenter les gains. De ce point de vue, nous pouvons définir la fonction objectif $\mathcal{F}$ à maximiser par le processus d'allocation fondé sur la relation entre les indicateurs **Utility** et **Cost** :

$$\mathcal{F} = \sum_{r \in \mathcal{R}_s} (P + p * \texttt{dist}(r)) - \sum_{v \in \mathcal{V}} cpd_v * \texttt{driven}(v) \quad (8)$$

où $\mathcal{R}_s \subseteq \mathcal{R}$ est l'ensemble de toutes les demandes satisfaites, P est un prix fixe (frais de service) par demande, p est un facteur de tarification par unité de distance parcourue, $\texttt{dist}(r)$ est la distance totale parcourue pour une demande r et $\texttt{driven}(v)$ est la distance totale parcourue par v.

5 Mécanismes de coordination

Cette section illustre certains comportements de coordination que les flottes de véhicules suivent habituellement pour atteindre un objectif global d'allocation. Pour chacun, nous présentons le modèle de coordination correspondant. Un mécanisme de coordination est défini par trois composantes $\langle DA, AC, AM \rangle$, où DA indique le niveau d'autonomie de décision qui est soit centralisé (C) soit décentralisé (D) ; AC indique si il y a coopération des agents avec (S) ou sans partage (N) des informations sur les plannings, et AM est le nom du processus d'allocation.

5.1 Comportement égoïste

Le mécanisme de coordination noté $\langle D, N, \text{Greedy} \rangle$ est fondé sur un processus d'allocation décentralisé avec des agents compétitifs et sans coordination explicite. Dans ce mécanisme, les agents ne s'appuient pas sur les décisions des autres et n'échangent jamais leurs plans. Dans les scénarios du monde réel, une stratégie de ce modèle est basée sur l'avidité, dans laquelle le véhicule ne considère qu'une seule demande à l'avance (par exemple, la plus proche, afin de raccourcir la distance de conduite à vide) [19]. Lorsqu'un véhicule ne transporte pas déjà des clients, il doit décider quelle demande il traitera en premier, en fonction des informations dont il dispose sur les demandes disponibles. Une heuristique calcule une valeur de priorité pour chaque demande. Ensuite, l'agent traite en premier la demande ayant la valeur de priorité la plus élevée. Des conflits peuvent survenir, mais ils sont résolus simplement en appliquant la politique du « premier arrivé, premier servi ». L'ensemble des options d'un agent est son ensemble de demandes connues et réalisables, si l'agent n'a pas de passager à bord, sinon aucune option n'est prise en compte. L'état *coordinating* est ignoré (comme s'il parvenait à un accord pour toute option choisie), de sorte que la qualité de la solution dépend de la stratégie de l'agent pour choisir la demande suivante.

5.2 Comportement avec répartiteur

Ici, le mécanisme de coordination est centralisé, le rôle de l'agent est de mettre à jour son planning en fonction de ce qu'il reçoit du répartiteur. $\langle C, S, \text{MILP} \rangle$ est un exemple de ce type de mécanisme avec MILP comme processus d'allocation. Dans notre modèle, nous avons besoin d'un répartiteur par ensemble connecté (CS). Ainsi, lors de la création (ou de la mise à jour), un membre d'un CS (par exemple, celui qui a l'indice le plus bas dans l'ensemble) devient le répartiteur qui sera responsable de collecter les informations des autres agents et sur demande. Il doit aussi faire le calcul d'allocation par lui-même, ou en appelant un service externe pour obtenir une allocation optimale (résolvant un MILP), puis envoyer à chaque autre véhicule son planning potentiel, comme dans [4, 10, 20]. Dans ce modèle centralisé, le rôle du comportement de planification des AVs est de demander à un portail (l'agent responsable) de mettre à jour leur planning en permanence. Dans ce cas, la seule option disponible est de requêter le portail, et l'état *coordinating* consiste en un protocole de demande/réponse qui enverra le nouveau planning sous forme d'accord.

5.3 Comportements réellement coordonnés

Dans ce cas, de type $\langle D, S, PC \rangle$, le mécanisme de décision est décentralisé, les agents sont coopératifs et un protocole de coordination (PC) est appliqué pour l'allocation. Dans cette catégorie de mécanismes de coordination, les agents échangent des informations et coopèrent pour atteindre un objectif commun, en évitant les conflits et en optimisant la qualité de la solution. Il existe plusieurs approches pour atteindre ce comportement, comme l'optimisation sous

contraintes distribuées (DCOP) [5], les protocoles de négociation [16, 3] et les enchères [15, 12]. Nous instancions ici des solutions par enchères et par DCOP.

Coordination par enchères. Les enchères sont très courantes dans les situations quotidiennes et fournissent une base conceptuelle générale pour comprendre les problèmes d'allocation des ressources au sein d'ensembles d'agents [18]. Nous présentons ici un exemple de mécanisme collaboratif de construction de plannings de véhicules, noté $\langle D, S, \text{Auction}\rangle$, fondé sur des enchères pour coordonner de manière pair-à-pair les décisions de planification de flottes de véhicules autonomes. Ce mécanisme est proposé pour fonctionner dans un cadre dynamique, entre des agents véhicules qui appartiennent à un ensemble connecté dans lequel ils peuvent recevoir et envoyer des messages directs ou diffusés. Les agents intéressés par une demande donnée lancent des enchères au premier prix pour cette demande, et le gagnant l'ajoute à son planning. La détermination du gagnant est un processus complètement décentralisé. Afin d'améliorer l'efficacité de la planification dans des contextes dynamiques, les agents sont autorisés à échanger leurs demandes planifiées au moment de l'exécution, avec des tours d'enchères supplémentaires pour décider si cet échange augmente la valeur de la fonction objectif au sein du CS. Les agents communiquent entre eux par des messages directs ou indirects pour partager des informations ou coordonner leurs décisions.

Coordination par DCOP. Dans $\langle D, S, \text{DCOP}\rangle$, les agents décident seuls mais se coordonnent avec les agents du même ensemble connecté en utilisant un algorithme d'optimisation sous contraintes distribuée afin d'éviter les conflits au sein du CS. À chaque fois qu'un ensemble connecté change, un DCOP $P = \langle A, X, D, C\rangle$ est généré à partir de l'instance AV-OLRA pour maximiser la fonction objectif dans l'équation 8, comme suit. A définit l'ensemble des agents dans l'ensemble connecté. X définit l'ensemble des variables de décision dans trois sous-ensembles (x_{ij}'s, y_{ij}'s et z_{ij}'s) : $x_{ij} \in X$ est une variable binaire égale à 1 si le véhicule v_i sert la requête r_j ; y_{ij} est une variable binaire égale à 1 seulement si la requête r_j est la première requête à être servie par v_i. Enfin, z_{ij} est une variable entière qui définit à quel moment une requête r_j est visitée par v_i. D définit les domaines des variables : $\{0, 1\}$ pour les x_{ij} et les y_{ij}, et un ensemble de domaines de plages de temps définissant la fenêtre $[l_j, u_j]$ pour chaque z_{ij}. C définit l'ensemble des contraintes, qui se compose de contraintes dures (capacité, disponibilité spatio-temporelle et fenêtres temporelles) et de contraintes souples définissant le coût et l'utilité de la décision d'allocation (utilisées pour calculer la valeur de la fonction objectif).

Les algorithmes DCOP sont variés, et le choix dépend de l'objectif de la solution et du contexte du problème. Les caractéristiques d'exécution de l'algorithme (temps d'exécution, nombre/taille des messages et besoin en mémoire par agent) sont des facteurs essentiels pour traiter les problèmes dynamiques en ligne. Compte tenu des caractéristiques de notre problème, nous avons choisi de mettre en œuvre des algorithmes de recherche locale pour résoudre l'AV-OLRA, à savoir MGM [13] et DSA [22].

6 Évaluation expérimentale

Dans cette section, nous présentons les résultats expérimentaux de l'instanciation du modèle AV-OLRA avec le modèle multi-agents décrit dans la section 4, en prenant en charge les différents types de mécanismes de coordination de la section 5. Le modèle est mis en œuvre en tant que système multi-agents avec un simulateur de transport en temps discret.

Cadre expérimental. Nous utilisons la même carte de réseau urbain pour toutes nos expériences. Plus de 1400 arcs ont été extraits d'Open Street Map (OSM) [1] et post-traités pour un quartier situé entre les coordonnées GPS (45.4325,4.3782) et (45.437800,4.387877) pour produire un graphe formé de 71 arcs. Les requêtes des passagers sont générées aléatoirement avec des lieux de ramassage et de livraison appartenant à un ensemble spécifique de lieux appelés *sources*. 40 emplacements uniformément répartis sur la carte ont été sélectionnés pour être des sources d'émission de la demande. Lorsque les véhicules doivent échanger directement des messages, nous considérons qu'ils communiquent via DSRC [2] avec une portée de communication réaliste de 250 mètres. Le nombre de demandes générées et le nombre de véhicules sont des paramètres de la simulation. Tous les scénarios ont une durée de 1000 cycles et, à chaque cycle, 0 ou 1 demande est générée. Nous évaluons la performance de 5 mécanismes de coordination vus en section 5 dont celui fondé sur

1. https://www.openstreetmap.org
2. La communication de véhicule à véhicule via la communication dédiée à courte portée (DSRC) offre une connectivité réseau rapide et à faible latence dans un rayon de communication allant jusqu'à 300 mètres.

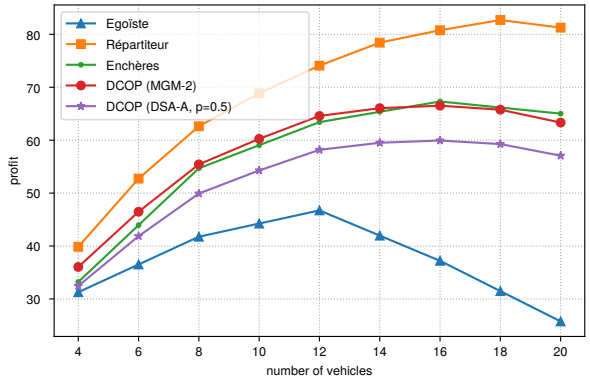


FIGURE 4 – Évolution de la QoB en fonction de la taille de la flotte de véhicules

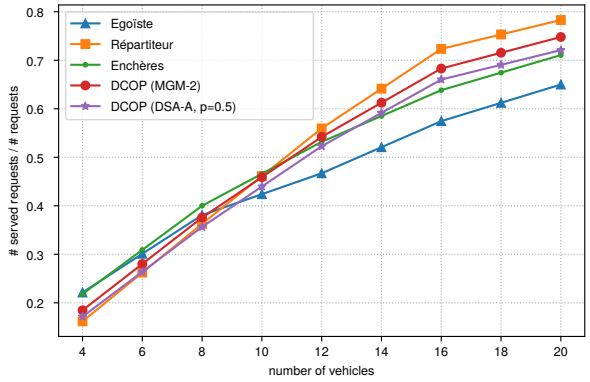


FIGURE 5 – Évolution de la QoS en fonction de la taille de la flotte de véhicules

un DCOP avec l'algorithme DSA, variante A, $p = 0.5$ [22] $\langle D, S, \text{DCOP(dsa)}\rangle$, et celui fondé sur un DCOP avec l'algorithme MGM-2 [13] $\langle D, S, \text{DCOP(mgm-2)}\rangle$.

Le système multi-agents et le simulateur ([3], implantés en Java, ont été exécutés sur un processeur Intel(R) Core(TM) i7-8650U à 1.90 GHz, avec 32 Go de RAM DDR4. Les algorithmes DCOPs ont été mis en œuvre en utilisant la bibliothèque FRODO [9].

Qualité des solutions. Les figures 4 et 5 illustrent les performances des cinq approches en termes d'indicateurs de qualité de service (QoS) et de qualité des affaires (QoB). Chaque point de ce diagramme représente la valeur de l'indicateur agrégée sur 1000 cycles de simulation. Ces deux figures montrent comment la qualité des solutions évolue avec l'augmentation de la taille de la flotte. Nous pouvons remarquer l'augmentation de la QoS et de la QoB avec l'augmentation du nombre de véhicules dans la flotte jusqu'à atteindre un seuil de remplissage, après lequel

3. territoire.emse.fr

Coordination	max msg size	avg msg size	msg per agent	comm. load	reschedule rate
Egoïste	140	88	6	2.21 MB	2.0
Répartiteur	3500	168	21	11.2 MB	3.0
Enchères	140	112	53	37.7 MB	1.5
DCOP(MGM-2)	210	25	5040	297.6 MB	12.0
DCOP(DSA-A)	236	20	5015	75.1 MB	13.0

TABLE 1 – Statistiques des coûts de communication et de prise de décision pour les différents mécanismes de coordination étudiés pour un scénario avec 10 véhicules.

il n'est plus possible d'améliorer la qualité en ajoutant des véhicules supplémentaires.

Les valeurs obtenues par le comportement *avec répartiteur* représentent en quelque sorte une limite supérieure pour la QoB car le répartiteur central calcule pour chaque cas la solution localement optimale compte tenu du contexte de l'ensemble connecté. Les performances des quatre autres approches varient selon les indicateurs. Ainsi, si Enchères domine DCOP DSA-A (QoS et QoB), sa domination sur DCOP MGM dépend du nombre de véhicules selon les indicateurs.

L'approche *égoïste* est très efficace en termes de temps de prise de décision. La raison en est qu'elle ne nécessite pas beaucoup de calculs pour sélectionner la demande la plus proche. L'inconvénient est ici l'ignorance de ce qui précède les décisions prises et le fait que les conflits de décisions entre différents véhicules (par exemple, deux véhicules vont vouloir prendre le même passager) ne sont résolus que tardivement, ce qui réduit la QoS. Avec un faible nombre de véhicules, les ensembles connectés sont peu nombreux et, par conséquent, la quantité d'informations partagées est réduite.

Les performances des approches coopératives et de l'approche avec répartiteur dépendent fortement de la quantité d'informations, de sorte qu'il n'y a pas de différence de qualité entre les quatre approches. Avec des flottes de taille plus importante, davantage d'informations sont partagées dans les ensembles connectés. En outre, les véhicules passent plus fréquemment d'un ensemble connecté à un autre. Les trois approches coopératives ont des performances presque similaires. Pour atteindre les mêmes valeurs de QoS avec une approche égoïste, il faut davantage de véhicules dans la flotte.

Charge réseau. Le tableau 1 présente des indicateurs liés à la communication obtenus en simulant un scénario sur 1000 cycles, avec 10 véhicules, pour les différents comportements étudiés. Ici, les deuxième et troisième colonnes indiquent la taille maximale et moyenne des mes-

sages échangés (en octets) représentant l'indicateur **MsgSize**. La quatrième colonne rapporte l'indicateur **MsgCount** en termes de nombre moyen de messages reçus par un agent par cycle de simulation.

Même sans coordination, les agents échangent des messages d'information sur les nouvelles demandes annoncées. Ce type de message dépend du mécanisme de coordination. De nouveaux types de messages sont utilisés dans le mécanisme avec répartiteur : les messages de requête et de réponse échangés entre les véhicules et le répartiteur central. Les messages de requêtage contiennent simplement le contexte global de l'ensemble des véhicules connectés qui demandent au répartiteur de construire leurs plannings. Les messages de réponse sont envoyés par le répartiteur aux véhicules de manière individuelle et contiennent le planning potentiel de chacun. Ces messages peuvent être volumineux, en fonction de la taille du sous-problème. Les messages d'offre et de réponse utilisés par le mécanisme de coordination basé sur les enchères sont légers, de sorte que les valeurs de l'indicateur **MsgSize** restent proches de l'approche égoïste, tandis que la valeur **MsgSize** devient polynomiale dans le nombre d'agents dans l'ensemble connecté et le nombre de leurs demandes connues. Dans les deux mécanismes de coordination basés sur un DCOP (DSA et MGM-2), les agents d'un ensemble connecté instancient un DCOP entre eux chaque fois qu'ils doivent décider d'une mise à jour du planning. L'obtention d'une solution par l'un de ces algorithmes nécessite l'échange d'un grand nombre de messages. Ces deux algorithmes ne sont pas complets, ce qui signifie qu'ils poursuivent leurs essais pour améliorer la solution jusqu'à atteindre le *timeout* ou un optimum (local). Ceci accroît le nombre de messages échangés. D'autre part, la taille des messages échangés par ces deux approches est très faible par rapport aux autres approches.

Stabilité des plannings. Le tableau 1 présente également la fréquence des reprogrammations de plannings en considérant l'intervalle moyen entre deux cycles de simulation au cours desquels les véhicules mettent à jour leur plannings. Plus cette valeur est élevée, plus les plannings des véhicules sont stables. Dans ces contextes dynamiques, le fait d'avoir des plannings stables pendant une longue période signifie qu'aucune nouvelle demande n'est insérée, ce qui affecte la qualité de service. D'autre part, lorsque les horaires des véhicules changent fréquemment, les véhicules peuvent changer de destination et osciller pendant un certain temps avant d'effectuer un trajet réussi, ce qui peut diminuer la qualité de service. Dans nos scénarios, la coordination fondée sur des DCOPs permet d'obtenir des horaires très stables et de bonne qualité au détriment d'une charge de communication plus importante. Si la stabilité n'est pas une contrainte, mais que la communication est limitée, une approche utilisant des enchères est une très bonne alternative de stratégie d'allocation.

7 Conclusion

Ce document propose un modèle pour un problème d'allocation des ressources rencontré dans la gestion de flottes de véhicules autonomes. Notre modèle est bien adapté au domaine de l'ODT, où les flottes répondent en ligne aux demandes des passagers dans des environnements dynamiques. Notre modèle peut gérer différents types de contraintes et permet l'usage de différentes approches pour trouver des solutions et coordonner les véhicules. Nous avons mis en place un système multi-agents qui réalise ce modèle dans lequel les agents peuvent communiquer entre eux par des canaux radio en utilisant des messages pair-à-pair. Le modèle de communication prend en charge la transmission directe, par diffusion de messages et transitivité, et repose sur le concept d'ensembles connectés. Le modèle mis en œuvre offre une généricité à la fois sur les dimensions de communication et de coordination. D'une part, la portée limitée de la communication définit un attribut du problème qui affecte le niveau de connectivité et limite ainsi la centralisation réalisable. D'autre part, étant donné qu'il dépend du processus d'attribution, le choix du sous-comportement de planification des véhicules définit le mécanisme de coordination qui affecte le contexte spatio-temporel dynamique des instances du problème.

Pour expérimenter et évaluer ce modèle générique, nous avons mis en œuvre plusieurs mécanismes de coordination et les comparons brièvement in silico suivant des indicateurs fonctionnels et techniques. Le recours aux DCOPs ou aux enchères en ligne pour coordonner les décisions décentralisées permet d'obtenir des allocations de qualité raisonnable par rapport à une allocation optimale ou à une flotte de taxis non coordonnés. Les stratégies d'allocation basées sur les DCOPs ne modifient pas trop fréquemment les plans des véhicules mais induisent tout de même plus de communication que la stratégie basée sur les enchères.

Nous prévoyons d'analyser en profondeur la relation entre la stabilité, l'exhaustivité et la faisabilité des solutions à l'avenir. Il s'agirait également d'étudier l'impact de la dynamique (propagation des requêtes dans le réseau) des ensembles connectés sur la qualité des solutions. Pour ce faire, nous devons mettre en œuvre d'autres approches et comparer systématiquement leurs performances, leur qualité, leur faisabilité, la stabilité et les questions techniques pour leur application pratique.

Références

[1] Yann Chevaleyre, Paul E. Dunne, Ulle Endriss, Jérôme Lang, Michel Lemaître, Nicolas Maudet, Julian A. Padget, Steve Phelps, Juan A. Rodr, and Paulo Sousa. Issues in Multiagent Resource Allocation. *Informatica*, 30 :37, 2006.

[2] Alaa Daoud, Flavien Balbo, Paolo Gianessi, and Gauthier Picard. A Generic Multi-Agent Model for Resource Allocation Strategies in Online On-Demand Transport with Autonomous Vehicles. In U. Endriss, A. Nowé, F. Dignum, and A. Lomuscio, editors, *International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2021)*. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2021. Extended abstract.

[3] Malcolm Egan and Michal Jakob. Market mechanism design for profitable on-demand transport services. *Transportation Research Part B : Methodological*, 89 :178–195, 2016.

[4] Mohamad El Falou, Mhamed Itmi, Salah El Falou, and Alain Cardon. On demand transport system's approach as a multi-agent planning problem. In *2014 International Conference on Advanced Logistics and Transport (ICALT)*, pages 53–58, Tunis, Tunisia, 2014. IEEE, IEEE.

[5] Ferdinando Fioretto, Enrico Pontelli, and William Yeoh. Distributed Constraint Optimization Problems and Applications : A Survey. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 61 :623–698, March 2018.

[6] Andrey Glaschenko, Anton Ivaschenko, George Rzevski, and Petr Skobelev. Multi-Agent Real Time Scheduling System for Taxi Companies. *AAMAS*, page 8, 2009.

[7] Xu Jin and Luo Jie. A Study Of Multi-Agent Based Model For Urban Intelligent Transport Systems. *International Journal of Advancements in Computing Technology*, 4(6) :126–134, April 2012.

[8] Adrien Lammoglia, Roger Marcelin Faye, and Didier Josselin. A dynamic cooperation modelling for improving taxi fleet efficiency. In *proceeding of AGILE'2012*, page 6, Avignin, 2012. Jérôme Gensel, Didier Josselin and Danny Vandenbroucke.

[9] Thomas Léauté, Brammert Ottens, and Radoslaw Szymanek. FRODO 2.0 : An open-source framework for distributed constraint optimization. In *Proceedings of the IJCAI'09 Distributed Constraint Reasoning Workshop (DCR'09)*, pages 160–164, Pasadena, California, USA, July 13 2009. https://frodo-ai.tech.

[10] Der-Horng Lee, Hao Wang, Ruey Cheu, and Siew Teo. Taxi Dispatch System Based on Current Demands and Real-Time Traffic Conditions. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1882 :193–200, January 2004.

[11] Michał Maciejewski and Kai Nagel. The influence of multi-agent cooperation on the efficiency of taxi dispatching. In *International conference on parallel processing and applied mathematics*, pages 751–760. Springer, 2013.

[12] Ruben Van Parys, Maarten Verbandt, Marcus Kotzé, Jan Swevers, Herman Bruyninckx, Johan Philips, and Goele Pipeleers. Flexible Multi-Agent System for Distributed Coordination, Transportation & Localisation. page 3, 2018.

[13] Jonathan P. Pearce and Milind Tambe. Quality guarantees on k-optimal solutions for distributed constraint optimization problems. In *Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artifical Intelligence*, IJCAI'07, page 1446–1451, San Francisco, CA, USA, 2007. Morgan Kaufmann Publishers Inc.

[14] Nicole Ronald, Russell Thompson, and Stephan Winter. Simulating demand-responsive transportation : a review of agent-based approaches. *Transport Reviews*, 35(4) :404–421, 2015.

[15] Sergey Satunin and Eduard Babkin. A multi-agent approach to Intelligent Transportation Systems modeling with combinatorial auctions. *Expert Systems with Applications*, 41(15) :6622–6633, November 2014.

[16] Kiam Tian Seow, Nam Hai Dang, and Der-Horng Lee. A Collaborative Multiagent Taxi-Dispatch System. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 7(3) :607–616, July 2010.

[17] Wen Shen and Cristina Lopes. Managing Autonomous Mobility on Demand Systems for Better Passenger Experience. *arXiv :1507.02563 [cs]*, 9387 :20–35, 2015. arXiv : 1507.02563.

[18] Yoav Shoham. *Multiagent Systems : Algorithmic, Game-Theoretic, and Logical Foundations*. Cambridge University Press, 2009.

[19] Rinde R.S. van Lon, Tom Holvoet, Greet Vanden Berghe, Tom Wenseleers, and Juergen Branke. Evolutionary synthesis of multi-agent systems for dynamic dial-a-ride problems. In *international conference on Genetic and evolutionary computation conference companion - GECCO Companion '12*, page 331, Philadelphia, Pennsylvania, USA, 2012. ACM Press.

[20] Li Yang, Zhao Jieru, Chen Jingxin, and Tang Zhiyong. Central Decision Intellective Taxi System and Multi Ride Algorithm. In *International Conference on Artificial Intelligence, Automation and Control Technologies*, AIACT '17, pages 5 :1–5 :6, New York, NY, USA, 2017. ACM. event-place : Wuhan, China.

[21] Mahdi Zargayouna, Flavien Balbo, and Khadim Ndiaye. Generic model for resource allocation in transportation. application to urban parking management. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 71 :538 – 554, 2016.

[22] Weixiong Zhang, Guandong Wang, Zhao Xing, and Lars Wittenburg. Distributed stochastic search and distributed breakout : properties, comparison and applications to constraint optimization problems in sensor networks. *Artificial Intelligence*, 161(1) :55 – 87, 2005. Distributed Constraint Satisfaction.