

## UN PROBLÈME DE TOURNÉES DE VÉHICULES AVEC TEMPS DE TRAJET DÉPENDANT DU TEMPS

X. ZHAO, G. GONCALVES, T. HSU

Université d'Artois  
LGI2A, Technoparc Zone Futura  
62400 Béthune  
xinzhao@fsa.univ-artois.fr

R. DUPAS

Université de Bordeaux  
IMS, Département LAPS, UMR 5218 CNRS  
351 cours de la libération, 33405 Talence  
remy.dupas@ims-bordeaux.fr

**RÉSUMÉ :** Cet article concerne le problème dynamique d'élaboration de tournées de véhicules avec fenêtres de temps (DVRPTW) dans un environnement où les temps de trajets sont variables. Plus précisément, l'objectif est de prendre en compte la variabilité des temps de trajets due aux phénomènes de congestion cyclique de trafic qui apparaissent dans la journée. Pour atteindre cet objectif, nous avons développé un Algorithme Génétique (AG) fonctionnant en ligne et capable d'intégrer les événements qui apparaissent en cours de journée, dont l'objectif est de minimiser le temps de trajet des tournées. Cet algorithme s'appuie sur une modélisation des temps de trajets sous la forme de profils de vitesse reflétant les phénomènes journaliers de congestion de trafic. Les résultats obtenus montrent que le modèle à vitesse variable donne des résultats meilleurs que le modèle à vitesse constante.

**MOTS-CLÉS :** Problème Dynamique de Tournées de Véhicules, temps de trajet dépendants du temps, Algorithme Génétique

### 1. INTRODUCTION AUX PROBLÈMES DE TOURNÉES DE VÉHICULES

#### 1.1. Présentation

Beaucoup de problèmes relatifs la gestion de la distribution et des transports peuvent être décrits en tant que Problème de Tournées de Véhicules (Vehicle Routing Problem, VRP) formulé en 1959 par (Dantzig et Ramser, 1959). Il s'agit d'un problème complexe d'optimisation combinatoire de la classe NP-difficile.

Le problème de tournées de véhicules de base peut se définir ainsi :

Etant donné un graphe constitué d'ensemble de nœuds (représentant les clients à visiter) et d'un ensemble d'arcs (représentant les routes), le problème consiste à concevoir des itinéraires pour des véhicules, en nombre non limité, afin d'une part de respecter les contraintes de capacité et d'autre part d'optimiser une fonction objectif donnée. Un exemple est donné en figure 1. Il décrit l'instance d'un VRP servant 9 clients sur 3 tournées. Le VRP permet de modéliser de nombreux types d'applications. Les exemples peuvent concerner la conception, la reconfigu-

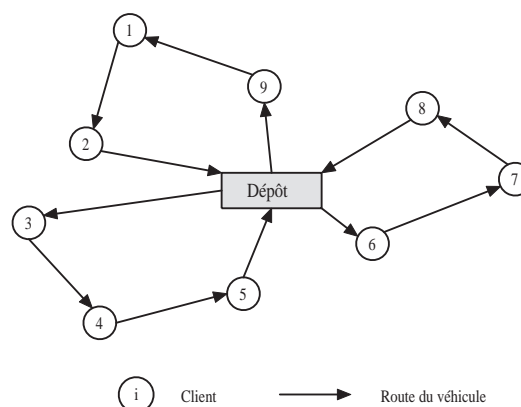


Figure 1. Le problème VRP

ration d'un réseau de transport, ainsi que la gestion quotidienne de la collecte ou de la livraison de marchandises. De nombreuses extensions de ce problème existent dans différents domaines d'applications. Citons à titre d'exemple: TRP (Traveling Repairman Problem), VRPTW (Vehicle Routing Problem with Time Windows), DVRP (Dynamique Vehicle Problem), etc.

Cet article concerne plus précisément le problème de l'élaboration dynamique de tournées de véhicules avec

fenêtres de temps (DVRPTW) et temps de trajets variables qui est une extension du DVRP. Nous le présenterons en détail dans les sections qui suivent.

Depuis l'introduction du problème VRP formulé par (Dantzig et Ramser, 1959), de nombreuses méthodes ont été proposées pour la résolution de ce type de problème. Nous pouvons trouver une synthèse de ces méthodes dans les articles de (Laporte et al., 2000). Ces méthodes sont principalement divisées en deux groupes, les méthodes exactes et les méthodes approchées. Ces dernières sont aussi divisées en deux sous groupes, les méthodes heuristiques et les méthodes métaheuristiques.

### 1.2. Le problème VRPTW

Le Problème de Tournées de Véhicules avec Fenêtre de Temps (VRPTW) (Solomon et Desrosiers, 1988), (Duhamel, 2001), constitue une extension du VRP qui inclut une contrainte temporelle sur le service demandé. Chaque client dispose d'une fenêtre de temps à l'intérieur de laquelle il désire être servi. Le dépôt central possède également une fenêtre de temps que nous désignons couramment comme horizon de service ou temps d'ouverture de la journée. Son rôle est de fixer une plage horaire durant laquelle les véhicules peuvent effectuer leur tournée. Ces contraintes temporelles vont rendre nécessaire l'utilisation de plusieurs véhicules pour satisfaire l'ensemble des clients sur l'horizon de service. Nous pouvons vouloir borner le nombre de véhicules à utiliser et dans ce cas des clients risquent de ne pas être servis dans les délais imposés.

Les fenêtres de temps peuvent être de deux sortes : dures ou souples. Dans le premier cas, si la tournée permet que l'on arrive en avance, il faut attendre jusqu'à la borne inférieure de la fenêtre pour servir le client et il est strictement interdit d'arriver en retard. Dans le cas des fenêtres de temps souples, la violation des contraintes est permise mais entraîne une pénalité pour l'objectif proportionnel à la somme des retards clients).

Dans les environnements industriels confrontés à des problèmes dynamiques, le VRP à fenêtres de temps est une formulation bien plus adaptée au contexte réel que le VRP (statique) de base. Dans la littérature, nous constatons que le problème VRPTW est le plus étudié parmi les extensions du VRP.

Parmi les différentes approches de résolution (Kolen et al., 1987), (Desrochers et al., 1992), (Madsen, 1990), (Fisher et al., 1997), (Kohl et Madsen, 1997), il ressort que les métaheuristiques sont celles qui tirent le mieux leur épingle du jeu lorsque le nombre de clients à servir est important.

Elles offrent une qualité de résultats bien supérieure aux autres approches, au prix il est vrai de temps de calculs parfois conséquents et d'un paramétrage assez délicat.

### 1.3. Le VRP Dynamique

Les problèmes de décision en temps réel jouent un rôle de plus en plus important dans plusieurs secteurs ou domaines d'application car les technologies de communication et d'information permettent aujourd'hui d'obtenir et de traiter rapidement l'information en temps réel (Séguin et al., 1997). Par conséquent, les problèmes dynamiques de tournées et d'affectation de véhicules sont un domaine intense de recherche dans la communauté de recherche opérationnelle (Haines et Wolff, 1982), (Powell et al., 1995), (Psaraftis, 1995). A titre d'exemple, on peut citer le cas où de nouvelles demandes de service apparaissent en temps réel pendant l'horizon d'ouverture. A chaque nouvelle demande, la solution courante doit être modifiée pour intégrer le service correspondant à la nouvelle demande dans les tournées existantes.

La majeure partie de la littérature disponible sur les problèmes de tournées de véhicules concerne des problèmes statiques, où les données sont supposées connues parfaitement à l'avance. Par contre dans le cas d'un problème dit «dynamique», nous pouvons rencontrer deux principaux cas de figures (Bianchi, 2000):

- L'information concernant le problème est dépendante du temps et donc fluctue avec celui-ci ;
- Les solutions sont déterminées dans le temps en fonction de l'arrivée des informations, ce qui implique qu'il n'y a pas de solution a priori. Seule la stratégie employée qui spécifie quelles actions doivent être prises en fonction de l'état du système, doit être déterminée à l'avance.

Dans la figure 2, nous avons un exemple simple de problème dynamique où deux véhicules doivent servir un ensemble de clients. Les clients statiques sont représentés par des nœuds noirs, alors que les clients dynamiques (i.e. nouveaux clients) sont représentés par les nœuds blancs. Les arcs en trait fin représentent la route planifiée initialement pour chaque véhicule. Les deux arcs en trait plein épais indiquent les trajets en cours des véhicules lorsque les demandes dynamiques sont reçues. Les nouveaux clients doivent être insérés dans les routes déjà construites en tenant compte des clients non encore visités ; les modifications de tournées sont représentées en trait pointillé dans la figure 2.

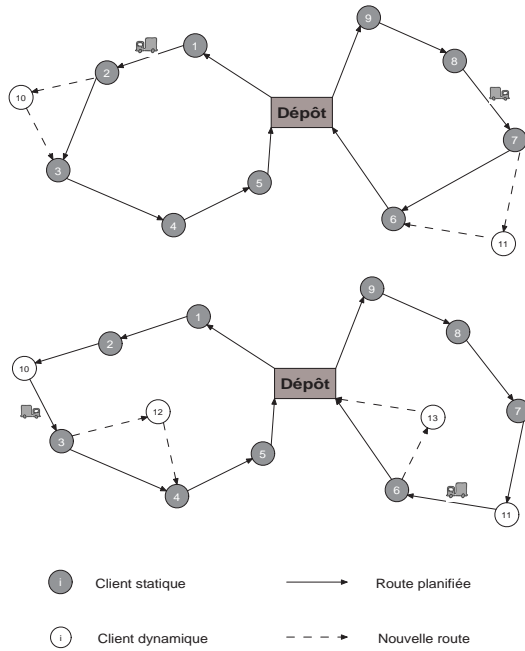


Figure 2. Le problème DVRP

#### 1.4. Le degré de dynamisme

Deux mesures du degré de dynamisme d'un problème VRP existent selon que l'on considère ou non des clients avec fenêtres de temps (Larsen, 2001).

Pour le VRP classique, le degré de dynamisme (*dod*: Degree Of Dynamism) est défini comme ci-dessous (Lund et al., 1996):

$$dod = \frac{\text{le nombre de clients dynamiques}}{\text{le nombre total de clients}} \quad (1)$$

Cette mesure ne prend pas compte les dates d'arrivée des demandes dynamiques. Elle prend en compte les deux ensembles de clients:

1. Le premier concerne les demandes reçues au commencement de l'horizon de planification ou avant celui-ci ;
2. Le second est constitué des demandes qui apparaissent au cours de la journée.

Allan Larsen a proposé un degré effectif de dynamisme qui prend en compte les dates de réception des demandes. Il est noté *edod* (Effective Degree of Dynamism) et considère que l'horizon démarre à  $t = 0$  et finit à  $t = T$ . Les demandes statiques sont reçues avant le commencement de l'horizon de planification. Le temps de réception de la demande numéro  $i$  est noté  $tr_i$ :  $0 < tr_i \leq T$ . Le nombre de demandes immédiates reçues pendant l'horizon de planification est

noté  $n_{imm}$  et le nombre de demandes statiques est noté  $n_{adv}$ . Le nombre total des demandes,  $n_{tot}$  est égal à  $n_{tot} = n_{adv} + n_{imm}$ . Le degré effectif de dynamisme *edod* est donc défini par (Larsen, 2001):

$$edod = \frac{\sum_{i=1}^{n_{imm}} \left( \frac{tr_i}{T} \right)}{n_{tot}} \quad (2)$$

Pour les problèmes avec fenêtres de temps (VRPTW), chaque client doit fournir deux limites de temps:

- $e_i$ : la borne inférieure de la fenêtre de temps du client  $i$ .
- $l_i$ : la borne supérieure de la fenêtre de temps du client  $i$ .

Le degré de dynamisme effectif peut alors être étendu pour intégrer cette notion et montrer l'urgence de la demande. Pour chaque demande  $i$ , le terme  $l_i - tr_i$  représente l'horizon de décision pour traiter la demande. Plus celui-ci sera petit plus la décision sera urgente à prendre. Une valeur moyenne du caractère d'urgence peut alors être définie par:

$$edod_{tw} = \frac{1}{n_{tot}} \sum_{i=1}^{n_{tot}} \left( \frac{T - (l_i - tr_i)}{T} \right) \quad (3)$$

## 2. ALGORITHME GÉNÉTIQUE

La résolution du problème dynamique de tournées de véhicules avec temps de trajet dépendant du temps que nous abordons dans cette communication s'appuie sur une plate-forme développée dans le cadre de la thèse de (Housroum, 2005). Cette plate-forme est basée sur la mise en œuvre d'un Algorithme Génétique fonctionnant dans un environnement dynamique. C'est pourquoi nous rappelons ci-dessous de manière succincte le principe de ces algorithmes.

Les principes fondamentaux de ces algorithmes ont été exposés par (Holland, 1975). Ces algorithmes s'inspirent du fonctionnement de l'évolution naturelle, notamment le principe de sélection naturelle de Darwin. Ce principe favorise les individus d'une population qui sont le mieux adaptés à leur environnement. La sélection des individus est suivie d'un mécanisme de reproduction. Elle est réalisée à l'aide de croisements et de mutations au niveau du patrimoine génétique des individus (ou «génotypes») qui est constitué d'un ensemble de gènes. Ainsi deux individus « parents », qui se croisent, transmettent une partie de leur patrimoine génétique à leurs descendants. Le génotype du descendant fait que celui-ci est plus ou moins bien adapté à l'environnement. S'il est

bien adapté, il a une plus grande chance de se reproduire dans la génération future. Au fur et à mesure des générations, on sélectionne les individus les mieux adaptés, et l'augmentation du nombre des individus bien adaptés fait évoluer la population entière vers un optimum (local ou global).

Ces algorithmes visent donc à simuler le processus d'évolution d'une population. Nous partons d'une population de  $N$  solutions du problème représentées par des individus (chromosomes). Cette population est appelée population parent. Le degré d'*adaptation* d'un individu à l'environnement est exprimé par une fonction coût  $f(x)$  (ou *fitness*), où  $x$  est la solution que l'individu représente (« phénotype »). Nous disons qu'un individu est d'autant mieux adapté à son environnement, que le coût de la solution qu'il représente est plus faible (pour un problème de minimisation).

### 3. UN MODÈLE TEMPS DE TRAJET DÉPENDANT DU TEMPS

#### 3.1. Présentation

La plupart des recherches sur le problème DVRP concernent les demandes de clients dynamiques. Dans ces travaux, la vitesse est toujours supposée constante (valeur moyenne) ; c'est à dire, que le temps de trajet entre deux clients quelconques ne dépend que de la distance parcourue. Mais dans les problèmes réels de tournées de véhicules, les vitesses sont variables au cours du temps. Il faut donc choisir un nouveau modèle pour s'adapter à cet environnement.

Le problème que nous traitons considère une extension particulière du DVRP dans laquelle les temps de trajets sont variables. Ce modèle consiste à se rapprocher de la réalité en considérant que les trajets ne sont plus effectués à vitesse constante sur toute la journée, mais seulement sur des plages horaires prédéfinies (i.e. vitesse constante par morceaux). Ces plages correspondent aux différentes périodes d'une journée (heures de pointes ou heures creuses).

La figure 3 décrit les deux modèles qui sont basés d'une part sur la vitesse constante et d'autre part sur la vitesse variable (constante par morceaux). Il apparaît clairement que le modèle de vitesse variable est plus proche de la situation représentée en traits pointillés (obtenue à l'aide d'historiques par exemple).

Il existe différentes fonctions de temps de trajet pour les modèles dépendants du temps. Elles peuvent être classées principalement en temps de trajet discret et temps de trajet continu.

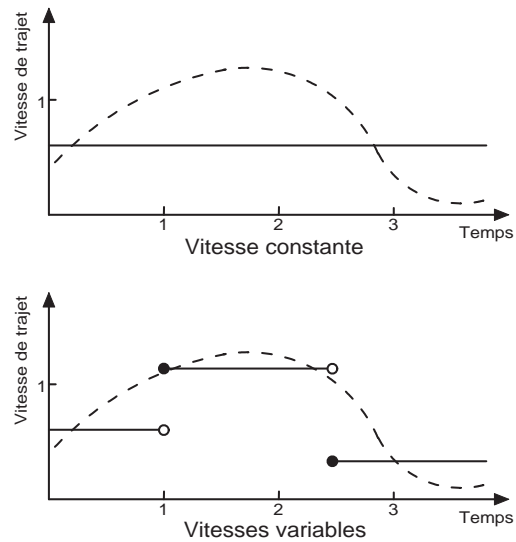


Figure 3. Modèles de vitesse constante et de vitesse variable

Baucoup d'articles comme (Malandraki et Daskin, 1992), (Hill et Benton, 1992) et (Malandraki et Dial, 1996), ont utilisé un modèle de temps de trajet discret. La période de temps est divisée en plusieurs intervalles et le temps de trajet est une fonction par morceaux. Pour illustrer ceci, considérons la figure 4 qui représente une fonction du temps de trajet sur un lien entre 2 nœuds  $i$  et  $j$  de longueur 1.

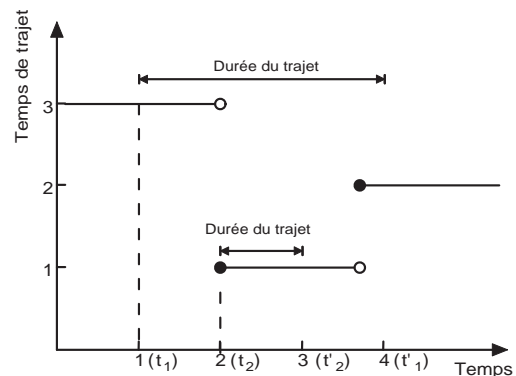


Figure 4. Fonction discrète de temps de trajet entre 2 nœuds  $i$  et  $j$

Si le véhicule part du nœud  $i$  à l'instant  $t_1 = 1$ , il atteindra le nœud  $j$  à l'instant  $t'_1 = 4$ ; mais il arrivera à l'instant  $t'_2 = 3 (< t'_1)$  s'il part du nœud  $i$  à l'instant  $t_2 = 2 (> t_1)$ .

Pour éviter le défaut du modèle ci-dessus, (Ichoua et al., 2003), (Jung et Haghani, 2001) et (Haghani et Jung, 2005) ont établi une fonction continue pour le temps de trajet qui est représentée dans la figure 5. Elle est obtenue à partir de la fonction de vitesse par morceaux et permet d'assurer que le calcul des temps

de trajet respecte la propriété FIFO.

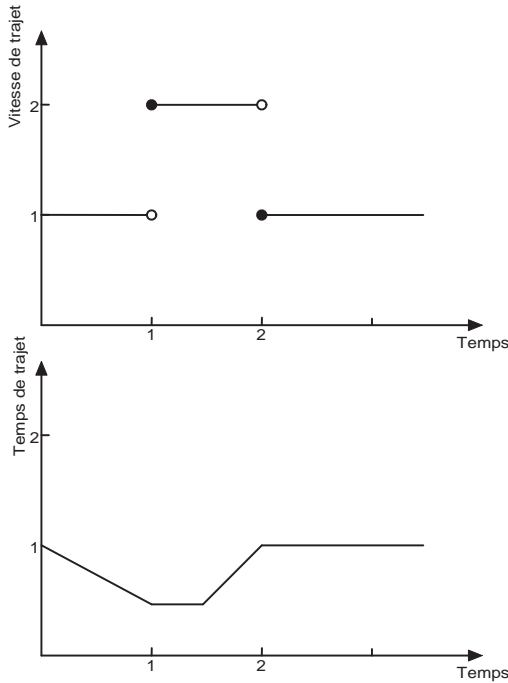


Figure 5. Fonction de vitesse par morceaux et temps de trajet continu

Par conséquent, le problème DVRPTW avec temps de trajet dépendant du temps peut être défini comme suit :

1. Les véhicules se déplacent à vitesse variable pour effectuer un ensemble d'interventions chez des clients répartis géographiquement;
2. Les demandes émanant des clients peuvent être connues à l'avance (la veille au soir par exemple) pour être planifiées le jour suivant, ou sinon elles peuvent arriver au cours de la journée pendant l'exécution des tournées (i.e. demandes dynamiques);
3. Dans ce dernier cas, elles seront, si possible, intégrées dans une des tournées existantes sinon elles seront traitées le jour suivant comme une demande statique;
4. L'objectif du problème est de minimiser la distance totale de parcours, le temps de tournée des véhicules et les retards clients dans le cas d'une contrainte de fenêtres de temps souples.

### 3.2. Modèles de calcul pour évaluer les temps de trajets

Nous présentons ici plus en détail le modèle de (Ichoua et al., 2003) qui sera mis en œuvre dans la

partie expérimentale de cet article. La caractéristique principale de ce modèle est qu'il ne suppose pas que la vitesse reste constante dans le temps et uniforme sur tout le réseau routier. Ce modèle considère une vitesse de trajet variable dans le temps et ajuste celle-ci lorsqu'on passe d'une période à une autre. Dans ce modèle, nous associons à chaque type de route empruntée une vitesse moyenne qui peut changer à chaque période de temps pour tenir compte des phénomènes de congestion cyclique.

Le temps de trajet  $T_{pij}$  pendant la période de temps  $p$  est déterminé comme étant égal à  $d_{ij}/v_{pij}$  avec  $d_{ij}$  la distance entre les nœuds  $i$  et  $j$  de l'arc  $(i, j)$  et  $v_{pij}$  la vitesse de trajet sur cet arc au temps  $p$ .

Le temps est divisé en  $p$  intervalles ou périodes :  $T_1, T_2, \dots, T_p$ . Un ensemble de  $n$  nœuds (i.e. villes où se situent les clients), une matrice symétrique de distances  $D = (d_{ij})$  entre ces nœuds et une matrice de vitesses  $V_T = (V_{ijT}), T \in \{T_1, T_2, \dots, T_p\}$  sont ainsi définis.

Ceci est illustré dans la figure 6 où le trajet d'un véhicule partant de  $i$  pour se rendre au point  $j$  est considéré. L'horizon est supposé divisé en 3 périodes ( $T_j$ ),  $1 \leq j \leq 3$  avec des vitesses différentes associées à chaque période. Le véhicule part du point  $i$  au temps  $t_0 \in T_1$  et se déplace à la vitesse  $v_{1T_1}$  jusqu'à ce qu'il atteigne le point  $i_1$  à la frontière entre les périodes  $T_1$  et  $T_2$ . Ensuite sa vitesse sera de  $v_{1T_2}$  jusqu'à ce qu'il atteigne le point  $i_2$ , point séparant les périodes  $T_2$  et  $T_3$ . Enfin, sa vitesse sera de  $v_{1T_3}$  jusqu'à ce qu'il atteigne le point  $j$ .

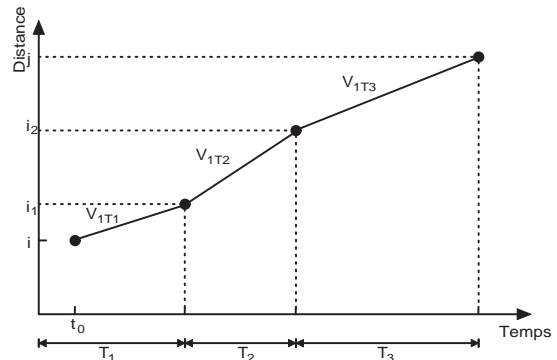


Figure 6. Fluctuation de la vitesse en fonction du temps

## 4. RÉOLUTION DU DVRPTW AVEC TEMPS DE TRAJETS DÉPENDANTS DU TEMPS

### 4.1. Génération de données

Nous avons choisi d'utiliser le jeu de problèmes fourni par (Solomon, 1987). Il présente en effet plusieurs avantages. Le plus important est qu'il constitue implicitement une base de référence pour l'étalonnage des performances de la plupart des méthodes proposées pour le VRPTW.

Cette librairie comprend 56 problèmes au total. Chaque problème contient 100 clients distribués géographiquement dans un carré de 100 sur 100. Le dépôt est situé au centre du carré.

Le benchmark de Salomon a été modifié par (Gendreau et al., 1999) pour l'adapter au problème VRPTW dynamique. Pour cela, il a ajouté un nouvel attribut à chaque client. Cet attribut, noté  $t$ , est l'heure d'apparition de la demande. Si  $t = 0$  pour un client, ce client est déclaré statique c'est-à-dire connu en avance (avant le début d'ouverture de la journée). Dans le cas contraire, il est déclaré dynamique et la valeur de  $t$  donne l'heure où la demande apparaît dans la journée. Ces clients dynamiques ont été aléatoirement choisis parmi l'ensemble des clients du benchmark initial de Solomon. La capacité des véhicules est fixée à une valeur importante pour ne pas être contraignante.

Donc, l'ensemble des demandes est divisé en deux sous-ensembles. Le premier sous-ensemble contient toutes les demandes qui sont connues en début de journée ainsi que celles qui ont été reçues la veille du jour courant et qui n'ont pas pu être honorées. Le deuxième sous-ensemble contient les demandes qui sont reçues en temps réel durant la journée. Dans ce cas ci, un instant d'occurrence  $t$  est associé à chaque demande. Pour une demande  $i$ , cette valeur  $t$  est aléatoirement produite dans l'intervalle  $[0, \bar{e}_i]$  où:

$$\bar{e}_i = \frac{T}{l_0 - e_0} \cdot \min\{e_i, tdep_{i-1}\} \quad (4)$$

Où,  $tdep_{i-1}$  est le temps de fin de service chez le client  $(i - 1)$ . Ce client est le prédécesseur du client  $i$  dans la tournée de la meilleure solution pour le problème statique.  $T$  est le temps nécessaire à la simulation d'une journée.  $e_0$  et  $l_0$  sont les horaires d'ouverture et de fermeture du dépôt.

Il est à noter que dans ce benchmark, le nombre de véhicules disponibles n'est pas illimité comme dans la version statique de ce benchmark. En fait, il a été fixé

au nombre optimal de véhicules obtenu en résolvant la version statique du problème VRPTW correspondant. Par ailleurs dans notre cas, nous avons fixé à 30 min le temps de simulation nécessaire pour simuler une journée d'ouverture.

La vitesse des véhicules est basée sur les profils de vitesse qui sont présentés dans le paragraphe suivant.

### 4.2. Les profils de vitesse

Le profil de vitesse traduit la variation de vitesse sous la forme d'une fonction constante par morceau selon la période du jour considérée. Dans notre problème il y a 3 périodes qui ont la même durée. Les première et troisième périodes représentent les heures de pointe du matin et du soir. La deuxième période correspond au milieu de journée, quand la densité du trafic est moindre. Les vitesses de trajet dans les heures de pointe correspondent aux vitesses de trajet en milieu de journée divisée par un facteur de ralentissement  $\alpha$ .

Nous avons créé 3 profils différents qui correspondent à 3 types différents de routes dont les vitesses moyennes varient de lent à rapide.

Par ailleurs, nous avons élaboré 3 types de scénarios pour faire varier le facteur de ralentissement  $\alpha$ . Dans les scénarios 1, 2 et 3,  $\alpha$  vaut respectivement 1.5, 2 et 4. La vitesse moyenne dans chaque scénario est supposée unitaire comme dans le cas à vitesse constante.

Le tableau 1 présente les valeurs correspondantes de ces trois scénarios. Dans ce tableau, chaque ligne correspond à un profil de vitesse pour un arc et chaque colonne à une période de temps.

	Profil	T1	T2	T3
Scénario 1	1	0,54	0,81	0,54
	2	0,81	1,22	0,81
	3	1,22	1,82	1,22
Scénario 2	1	0,33	0,67	0,33
	2	0,67	1,33	0,67
	3	1,33	2,67	1,33
Scénario 3	1	0,12	0,46	0,12
	2	0,46	1,92	0,46
	3	0,96	3,84	0,96

Tableau 1. Profils de vitesse pour les scénarios 1 à 3

Un problème constitué de  $n$  nœuds peut donc être représenté par une matrice symétrique de profil de vitesse modélisant le graphe complet du réseau. Par exemple, la figure 7, contient 4 clients (A, B, C, D) et 3 profils distincts : le profil '1' est associé à la liaison entre les nœuds A et B; le profil '2' est associé à la liaison entre les nœuds B et C etc. Nous obtenons la matrice des profils des temps de trajet présentée dans

le tableau 2. Il n'y a pas de profil entre chaque nœud et lui-même. Donc la matrice contient des '0' dans la diagonale.

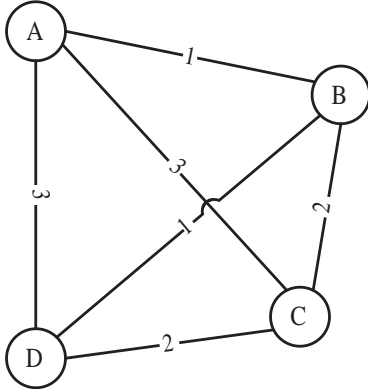


Figure 7. Exemple de graphe avec des profils de routes différents

	A	B	C	D
A	0	1	3	3
B	1	0	2	1
C	3	2	0	2
D	3	1	2	0

Tableau 2. Matrice des profils de temps de trajet

### 4.3. Simulation des tournées

Notre problème est de type multi-objectifs, puisque nous cherchons par exemple à minimiser le temps total de trajet par les véhicules, à minimiser le retard total des clients, à minimiser le retard total des véhicules pour retourner au dépôt, etc. Plusieurs méthodes existent pour transformer ce problème en un problème uni-objectif. Parmi ces méthodes la méthode d'agrégation consiste à affecter des poids (représentant des préférences) aux différents objectifs du problème. Ces poids sont déterminés en général par un expert du domaine.

Dans notre problème, nous avons pris la fonction objectif du problème VRPTW donnée par (Sushil et al., 1999); cette fonction est la somme pondérée de tous les objectifs de ce problème :

$$F = w_1.D + w_2.T + w_3.R_1 + w_4.R_2 + w_5.O \quad (5)$$

Où :

1.  $D$  : est la distance totale parcourue par les véhicules.
2.  $T$  : est le temps total de trajet de l'ensemble des véhicules.

3.  $R_1$  : est le retard total chez les clients.
4.  $R_2$  : est le retard total des véhicules au niveau du dépôt.
5.  $O$  : est la surcharge totale de capacité des véhicules.
6.  $w_i$  : sont des poids (préférences) associés à chaque critère.

Pour nous adapter au problème DVRPTW avec temps de trajet dépendant du temps, nous avons réduit cette fonction comme mentionnée ci-dessous:

$$F = w_1.T + w_2.R_1 \quad (6)$$

De plus dans notre problème,  $w_1$  et  $w_2$  sont fixés à 1.

Pour traiter le problème VRPTW dynamique, nous avons développé un simulateur ayant la capacité de simuler une journée de service (Goncalves et al., 2007). Le simulateur s'appuie sur deux composants principaux qui coopèrent. Un composant **Algorithme Génétique** qui cherche en tâche de fond à améliorer la population courante selon l'algorithme génétique présenté ci-dessus. Un composant **Gestion d'Événements** qui attend l'arrivée d'un événement et déclenche les actions appropriées à cet événement. Ce dernier traite les deux types d'événements : « arrivée d'un nouveau client » et « fin de service d'un client ». L'évènement « arrivée d'un nouveau client » vient en fait du benchmark qui décrit le problème dynamique à résoudre. Une procédure appropriée à l'évènement est appliquée sur la population courante (Housroum, 2005). Elle utilise une heuristique d'insertion pour ajouter le nouveau client dans la meilleure position de chaque chromosome. L'Algorithme Génétique peut continuer ainsi d'améliorer les solutions courantes au tenant compte de ces changements. L'évènement « fin de service d'un client » consiste à fournir le prochain client à servir au véhicule qui se libère et ce, en utilisant la meilleure solution actuelle.

### 4.4. Méthode de validation

Le problème à résoudre est un problème de la classe NP-difficile. En conséquence, il n'est pas possible sur les instances de problèmes test de Solomon de taille importante d'obtenir des solutions exactes. C'est pourquoi, l'évaluation de la robustesse de notre approche est basée sur la comparaison des performances des solutions fournies par les deux modes de résolution suivants (Ichoua et al., 2003) :

- Résolution1 (RES1) : la résolution prend en compte un environnement avec temps de trajet variable selon un profil de vitesse déterminé, soit  $S$  la solution obtenue;

- Résolution2 (RES2) : la résolution ne prend pas en compte la variabilité de la vitesse. L'évaluation de la qualité de la solution doit se faire en 2 étapes. a. Le problème est résolu en supposant que le temps de parcours est constant : soit  $S'$  la solution obtenue; b. Le parcours  $S'$ , ainsi obtenue, est évaluée par simulation en la "replongeant" dans un environnement à temps de trajet variable respectant les profils de vitesse précédents, soit  $S''$  la solution obtenue.

La comparaison des résultats de ces 2 modes ( $S$  et  $S''$ ) permet d'évaluer l'apport d'une prise en compte d'un modèle à temps de trajet variable.

Le processus de comparaison des deux résolutions est présenté sur la figure 8.

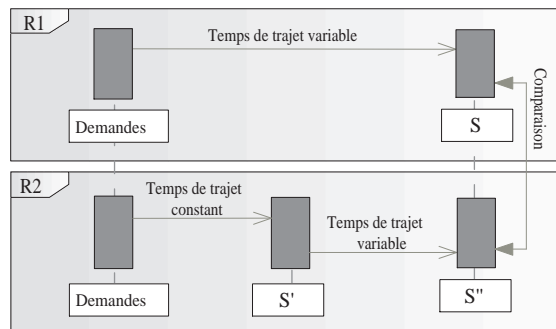


Figure 8. Principe de validation

#### 4.5. Résultats et analyses de simulation

Les tableaux 3, 4 et 5 montrent les résultats des deux résolutions pour les 3 scénarios envisagés sur des problèmes statiques. Dans ce cas, toutes les demandes de clients sont connues avant le départ des véhicules. Ils correspondent aux 6 groupes de problèmes du benchmark de (Solomon, 1987) et chaque résultat est la moyenne de chaque groupe qui comporte de 8 à 12 problèmes. Ces six groupes de problèmes sont notés respectivement : C1, C2, R1, R2, RC1 et RC2. Les valeurs du tableau correspondent à la valeur retournée par la fonction objectif du problème. Il apparaît que la résolution RES1 basée sur une planification utilisant le modèle de vitesses variables donne presque toujours de meilleurs résultats que la résolution RES2 basée sur la planification utilisant le modèle de vitesse constante.

De ces mesures, nous calculons un indice de gain pour évaluer le niveau d'amélioration relatif des deux modèles. Il est défini comme ci dessous :

$$gain = \frac{R_c - R_r}{R_c} \times 100\% \quad (7)$$

Ensemble de problème	RES1	RES2	Gain (%)
C1	778,259	779,034	0,099
R1	1175,293	1179,282	0,338
RC1	1168,295	1173,715	0,462
C2	763,33	816,486	6,51
R2	1321,073	1339,072	1,344
RC2	1211,299	1249,914	3,089
Moyenne	1069,592	1089,584	1,835

Tableau 3. Résultats des problèmes statiques pour le scénario 1

Ensemble de problème	RES1	RES2	Gain (%)
C1	757,791	791,083	4,208
R1	1047,697	1101,075	4,848
RC1	1055,036	1090,88	3,286
C2	866,685	914,86	5,266
R2	1237,931	1330,965	6,99
RC2	1158,917	1201,815	3,569
Moyenne	1020,676	1071,78	4,768

Tableau 4. Résultats des problèmes statiques pour le scénario 2

Ensemble de problème	RES1	RES2	Gain (%)
C1	1143,561	1324,56	13,665
R1	1216,864	1311,362	7,206
RC1	1339,903	1334,687	-0,391
C2	2531,668	2806,955	9,807
R2	1719,515	1802,512	4,605
RC2	1570,83	1761,582	10,828
Moyenne	1587,057	1723,61	7,922

Tableau 5. Résultats des problèmes statiques pour le scénario 3

Où  $R_c$  représente le résultat fourni par le modèle à vitesse constante et  $R_r$  représente le résultat fourni par le modèle à vitesse variable.

En ce qui concerne les tableaux 3, 4 et 5, nous remarquons que pour le scénario 3, le gain est plus grand que les autres deux scénarios. Ce résultat s'explique par le fait que les vitesses varient dans une plus grande proportion donc les résultats fournis par le modèle à vitesse constante sont beaucoup plus imprécis.

Nous avons également obtenu les résultats pour les problèmes dynamiques. Ceux-ci sont montrés dans les tableaux 6, 7 et 8 pour les 3 types de scénarios. Nous avons utilisé le benchmark de Salomon modifié par (Gendreau et al., 1999) pour incorporer des demandes dynamiques. Ces résultats conduisent aux mêmes conclusions qu'avec le modèle statique.

Ensemble de problème	RES1	RES2	Gain (%)
C1	839,321	907,899	7,553
R1	1178,136	1203,879	2,138
RC1	1217,991	1212,792	-0,429
C2	835,973	854,261	2,141
R2	1227,854	1236,197	0,675
RC2	1254,203	1285,547	2,438
Moyenne	1092,246	1116,762	2,195

Tableau 6. Résultats des problèmes dynamiques pour le scénario 1

Ensemble de problème	RES1	RES2	Gain (%)
C1	845,672	856,817	1,301
R1	1074,891	1083,894	0,831
RC1	1070,542	1082,424	1,098
C2	831,999	956,597	13,025
R2	1231,9	1249,412	1,402
RC2	1286,558	1302,879	1,253
Moyenne	1056,927	1088,67	2,916

Tableau 7. Résultats des problèmes dynamiques pour le scénario 2

Ensemble de problème	RES1	RES2	Gain (%)
C1	1524,002	1510,535	-0,892
R1	1283,466	1278,311	-0,403
RC1	1311,08	1330,288	1,444
C2	1924,556	2567,633	25,046
R2	1677,317	1894,677	11,472
RC2	1577,629	1816,672	13,158
Moyenne	1549,675	1733,019	10,579

Tableau 8. Résultats des problèmes dynamiques pour le scénario 3

## 5. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

D'après les résultats obtenus, nous remarquons que le modèle à vitesse variable donne des résultats meilleurs que le modèle à vitesse constante lorsque l'on *replonge* les solutions de celui-ci dans un environnement à vitesse variable. Ce qui montre bien l'intérêt de planifier des tournées avec un modèle de calcul de temps de trajet prévisionnel plus réaliste.

En ce qui concerne l'influence du facteur de ralentissement, les performances montrent que plus ce degré est grand, meilleurs sont les résultats obtenus. Nos travaux présentent donc une modélisation plus fine des problèmes de tournées de véhicules qui s'approche davantage de la réalité du terrain.

Les travaux actuels portent sur l'intégration

d'information temps réel sur l'état du trafic («info-traffic») et des profils de vitesses issus des données historiques. L'idée générale est de modifier en temps réel les profils de vitesse précédents pour tenir compte de l'état du trafic et ainsi fournir des temps de trajet prévisionnels encore plus réalistes.

## RÉFÉRENCES

- Baker, B. M. et Ayechev, M. (2003). A genetic algorithm for the vehicle routing problem, *Computers and Operations Research* 30 pp. 787–800.
- Bianchi, L. (2000). Notes on dynamic vehicle routing - the state of the art -, *Technical Report IDSIA-05-01*.
- Dantzig, G. et Ramser, J. (1959). The truck dispatching problem, *Operations Research, Management Sciences*, 6(1) pp. 80–91.
- Desrochers, M., Desrosiers, J. et Solomon, M. (1992). A new optimization algorithm for the vehicle routing problem with time windows, *Operations Research* 40 pp. 342–354.
- Duhamel, C. (2001). *Un Cadre Formel pour les Méthodes par Amélioration Itérative - Application à deux problèmes d'Optimisation dans les Réseaux* -, Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II.
- Fisher, M., Rnsten, K. J. et Madsen, O. (1997). Vehicle routing with time windows : two optimization algorithms, *Operations Research* 45 (3) pp. 488–492.
- Gendreau, M., Guertin, F., Potvin, J.-Y. et Taillard, E. (1999). Parallel tabu search for real-time vehicle routing and dispatching, *Transportation Science* 33: 381–390.
- Goncalves, G., Hsu, T., Dupas, R. et Housroum, H. (2007). Une plate-forme de simulation pour la gestion dynamique de tournées de véhicules, *Journal Européen des Systèmes Automatisés* 41(5): 515–539.
- Haghani, A. et Jung, S. (2005). A dynamic vehicle routing problem with time-dependent travel times, *Computers & Operations Research* 32: 2959–2986.
- Haines, G. H. et Wolff, J. (1982). Alternative approaches to demand responsive scheduling algorithms, *Transportation Research Part A* 16(1): 43–54.

- Hill, A. V. et Benton, W. C. (1992). Modeling intra-city time-dependent travel speeds for vehicle scheduling problems, *Journal of Operational Research Society* **43**(4): 343–351.
- Holland, J. (1975). Adaptation in natural and artificial systems, *University of Michigan Press, Ann Arbor, Canberra ACT 2601, Australia*.
- Housroum, H. (2005). *Une approche génétique pour la résolution du problème VRPTW dynamique*, Thèse de doctorat, Université d'Artois, mai 2005 France.
- Ichoua, S., Gendreau, M. et Potvin, J.-Y. (2003). Vehicle dispatching with time-dependent travel times, *European Journal of OR*, *144* pp. 379–396.
- Jung, S. et Haghani, A. (2001). Genetic algorithm for the time-dependent vehicle routing problem, *Transportation Research Record* **1771**: 164–171.
- Kohl, N. et Madsen, O. (1997). An optimization algorithm for the vehicle routing problem with time windows based on lagrangean relaxation, *Operations Research* *45* (3) pp. 395–406.
- Kolen, A., Kan, H. R. et Trienekens, H. (1987). Vehicle routing with time windows, *Operations Research* *35* pp. 266–273.
- Laporte, G., Gendreau, M., Potvin, J.-Y. et Semet, F. (2000). Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem, *International Transactions in Operational Research* *7* pp. 285–300.
- Larsen, A. (2001). *The Dynamic Vehicle Routing Problem*, PhD thesis, IMM - Danemark.
- Lund, K., Madsen, O. et Rygaard, J. M. (1996). Vehicle routing problems with varying degrees of dynamism, *Technical report*, IMM, The Department of Mathematical Modelling, Technical University of Denmark.
- Madsen, O. (1990). Lagrangean relaxation and vehicle routing, *Working paper. IMSOR, The Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark*.
- Malandraki, C. et Daskin, M. (1992). Time dependent vehicle routing problems: formulations, properties and heuristic algorithms, *Transportation Science* **26**: 185–200.
- Malandraki, C. et Dial, R. B. (1996). A restricted dynamic programming heuristic algorithm for the time dependent traveling salesman problem, *European Journal of Operational Research* **90**: 45–55.
- Pereira, F., Tavares, J., Machado, P. et Costa, E. (2002). Gvr: a new genetic representation for the vehicle routing problem, *Artificial Intelligence and Cognitive Science: 13th, Irish Conference Proceedings* pp. 95–102.
- Powell, W., Jaillet, P. et Odoni, A. (1995). *Network Routing*, North-Holland: Amsterdam, chapter Stochastic and Dynamic Networks and Routing.
- Prins, C. (2001). A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem, *MIC'2001 (4th Metaheuristics International Conference)*, *143-147, 16-20/07/01, Porto, Portugal*.
- Psaraftis, H. N. (1995). Dynamic vehicle routing: status and prospects, *Annals of Operations Research* **61**: 143–164.
- Rego, C. et Roucairol, C. (1994). Le problème de tournées de véhicules: Etude et résolution approchée, *Technical report*, inria.
- Séguin, R., Potvin, J.-Y., Gendreau, M., Crainic, T. G. et Marcotte, P. (1997). Real-time decision problems: an operations research perspective, *Journal of the Operational Research Society* **48**: 162–174.
- Solomon, M. (1987). Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints, *Operations Research* *35* pp. 254–265.
- Solomon, M. et Desrosiers, J. (1988). Time window constrained routing and scheduling problems, *Transportation Science* *22* pp. 1–13.
- Sushil, J. L., Yin, X. et Yuan, Z. Y. (1999). Multiple vehicle routing with time windows using genetic algorithms, *In Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press* pp. 1804–1808.