

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	21
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	23
1.1 La collecte d'huile au Québec	23
1.1.1 Historique.....	23
1.1.2 Types d'huiles	23
1.1.3 Principe de la collecte	24
1.2 Le Problème de voyageur de commerce	27
1.2.1 Les méthodes exactes.....	28
1.2.2 Les méthodes heuristiques	29
1.2.2.1 Construction de routes	30
1.2.2.2 Amélioration de routes.....	30
1.3 Le problème de tournée de véhicule	31
1.3.1 Méthodes exactes	31
1.3.2 Méthodes heuristiques	33
1.3.2.1 L'algorithme de Clarke et Wright.....	33
1.3.2.2 L'algorithme de balayage	33
1.4 Problème de tournée de véhicule avec gestion de stock.....	34
1.4.1 Origines.....	34
1.4.2 Définition	34
1.4.3 Caractérisation des problèmes	35
1.4.3.1 Le temps.....	36
1.4.3.2 Le produit.....	36
1.4.3.3 La topologie	37
1.4.3.4 La demande.....	37
1.4.3.5 Les coûts	37
1.4.3.6 Les contraintes	38
1.4.3.7 La stratégie de tournée	39
1.4.4 Méthodes de résolution	40
1.4.4.1 Séparation du problème	40
1.4.4.2 Horizon de planification	42
1.4.4.3 Méthodes exactes et heuristiques.....	42
1.5 Conclusion	44
CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE.....	45
2.1 Données d'entrée	45
2.1.1 Jeu de données test.....	45
2.1.2 Données réelles	47
2.1.2.1 Mise en forme	47
2.1.2.2 Réception	49
2.1.2.3 Analyse des données	49

2.1.2.4	Prévision pour l'année 2011	53
2.1.2.5	Restriction du jeu de données pour la phase de test.....	54
2.2	Modélisation	56
2.2.1	Classification des clients.....	56
2.2.2	Méthode graphique	57
2.2.3	Tri par fonction coût	59
2.2.4	Programmation entière.....	61
2.2.4.1	Logique générale.....	61
2.2.4.2	Le modèle initial – Phase 1	62
2.2.4.3	Le modèle lissé – Phase 1	65
2.2.4.4	Phase 2	67
2.2.4.5	Le modèle utilisé.....	69
2.3	Automatisation de la résolution des modèles développés	74
2.3.1	Procédure pour les modèles initiaux	74
2.3.2	Résolution sur un an pour les modèles initiaux	75
2.3.3	Procédure pour le modèle utilisé.....	77
2.4	Conclusion	78
CHAPITRE 3 EXPÉRIMENTATIONS.....		79
3.1	Introduction des indicateurs de performance.....	79
3.2	Le modèle initial	80
3.3	Le modèle lissé	82
3.3.1	Première optimisation	83
3.3.2	Deuxième optimisation	85
3.3.3	Troisième optimisation – NbVis variable	86
3.3.4	Quatrième optimisation – Augmentation de la durée de calcul	89
3.4	Le modèle utilisé.....	90
3.5	Phase 2	94
3.6	Temps de calcul	96
3.7	Implantation chez le client.....	97
3.8	Conclusion	98
CONCLUSION.....		101
ANNEXE I MODÉLISATION ET AUTOMATISATION DU MODÈLE		105
RÉFÉRENCES		115

LISTE DES TABLEAUX

	Page	
Tableau 1.1	Éléments de classification des IRP	39
Tableau 2.1	Répartition des clients en classes	50
Tableau 2.2	Choix du niveau de confiance	52
Tableau 2.3	Seuils de sécurité par classe	52
Tableau 2.4	Classification des clients	56
Tableau 3.1	Indices de performance	80
Tableau 3.2	Analyse des résultats du premier modèle	82
Tableau 3.3	Analyse des résultats du modèle lissé 1	84
Tableau 3.4	Analyse des résultats du modèle lissé variable	87
Tableau 3.5	Analyse des résultats du modèle lissé avec plus de temps de calcul.....	90
Tableau 3.6	Analyse des résultats du modèle utilisé	92

LISTE DES FIGURES

	Page	
Figure 1.1	Répartition de l'huile usagée par secteur	24
Figure 1.2	Répartition des clients au Québec	27
Figure 1.3	Exemple de TSP	27
Figure 1.4	Les trois parties de l'IRP	35
Figure 1.5	Décomposition possible selon Dror <i>et al.</i> (1985).....	41
Figure 2.1	Répartition des clients du jeu de données test.....	46
Figure 2.2	Structure de la base de données.....	48
Figure 2.3	Classement des clients par volume décroissant d'huile collectée.....	50
Figure 2.4	Modélisation du remplissage de deux clients.....	51
Figure 2.5	Répartition des visites en fonction du taux de remplissage des clients en 2010.....	53
Figure 2.6	Production du gisement d'huile	54
Figure 2.7	Région Est pour la période de test.....	55
Figure 2.8	Représentation géographique des clients	57
Figure 2.9	Répartition des clients à visiter dans les ellipses.....	58
Figure 2.10	Ellipses avec 8 clients de niveau 1	58
Figure 2.11	Procédure de résolution	60
Figure 2.12	Logique de décomposition du problème	62
Figure 2.13	Indices utilisés	70
Figure 2.14	Procédure opérationnelle pour les premiers modèles.....	75
Figure 2.15	Procédure de résolution sur un an pour les modèles initiaux	76

Figure 2.16	Procédure utilisée	77
Figure 3.1	Quantité d'huile collectée pour le premier modèle.....	81
Figure 3.2	Nombre de visites pour le premier modèle	81
Figure 3.3	Quantité collectée pour le modèle lissé 1	83
Figure 3.4	Nombre de visites pour le modèle lissé 1	84
Figure 3.5	Quantité collectée pour le modèle lissé 2	85
Figure 3.6	Nombre de visites pour le modèle lissé 2	86
Figure 3.7	Objectif de nombre de visites en fonction des saisonnalités.....	87
Figure 3.8	Quantité collectée pour le modèle lissé – NbVis variable	88
Figure 3.9	Nombre de visites pour le modèle lissé – NbVis variable	88
Figure 3.10	Quantité collectée pour le modèle lissé – temps de calcul augmenté	89
Figure 3.11	Nombre de visites pour le modèle lissé – temps de calcul augmenté	90
Figure 3.12	Quantité d'huile collectée pour le modèle utilisé	91
Figure 3.13	Nombre de visites pour le modèle utilisé	92
Figure 3.14	Nombre de visites lissé par semaine	93
Figure 3.15	Répartition estimée des visites en fonction du taux de remplissage des clients 2011	93
Figure 3.16	Phase 2 – Période 1	94
Figure 3.17	Phase 2 – Période 2	95
Figure 3.18	Phase 2 – Période 3	96

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

CVRP	Capacitated Vehicle Routing Problem
DVRP	Distance constrained Vehicle Routing Problem
ILP	Integer Linear Programming
IP	Indice de Performance
IRP	Inventory Routing Problem
ODBC	Open Database Connectivity
PDP	Pick-up and Delivery Problem
PHP	Hypertext Preprocessor
SA	Simulated Annealing
SOGHU	SOciété de Gestion des Huiles Usagées
SQL	Structured Query Language
TSP	Traveling Salesman Problem
VMI	Vendor Managed Inventory
VRP	Vehicle Routing Problem
VRPPD	Vehicle Routing Problem with Pickup and Deliveries
VRPTW	Vehicle Routing Problem with Time Window

INTRODUCTION

Nous sommes entourés de machines qui utilisent de l'huile, que ce soit pour leur lubrification dans les moteurs de nos voitures, pour son pouvoir isolant dans les transformateurs électriques ou bien pour la puissance qu'elle peut développer dans les engins de levage. Mais comme tout produit de consommation, il faut la renouveler fréquemment. Dans une province développée et vaste comme le Québec, on trouve de l'huile usagée sur tout le territoire : dans chaque garage, concessionnaire automobile, aérodrome, port, *etc.* Cette huile est bien souvent considérée comme un déchet mais sa nocivité pour l'environnement a obligé le gouvernement à légiférer sur la récupération de ce produit. Par les temps actuels, nous faisons face à une augmentation des prix des produits pétroliers, il est donc de plus en plus rentable de récolter ce déchet et de le revaloriser.

Les entreprises spécialisées dans la valorisation et le retraitement des déchets ont tout intérêt à se positionner sur ce marché. L'une d'entre elles est actuellement leader dans ce domaine au Québec et dans le but d'affirmer cette position et d'augmenter le volume récolté, elle souhaite optimiser le processus de collecte de ses clients. Pour que la collecte soit efficace, il faut visiter le client à un instant précis. Cet instant se situe entre le moment où il a suffisamment d'huile dans sa cuve pour justifier un déplacement et le moment où sa cuve est pleine. Dans ce dernier cas, le client appelle en urgence pour faire vider sa cuve ce qui entraîne des surcoûts importants. Il est donc crucial de connaître le niveau de la cuve de chaque client à chaque instant, mais ce marché n'étant pas aussi développé et lucratif que celui de la distribution d'essence où des capteurs fournissent cette information, le seul moyen d'obtenir ce niveau est d'utiliser l'outil statistique.

L'entreprise Fastercom, spécialisée dans l'optimisation de routes, et l'ÉTS ont proposé à la société d'effectuer cette étude statistique et de fournir sur une base régulière un planning des clients à visiter avec une indication de la route optimale à suivre pour effectuer ces visites.

Ce problème est rencontré dans la littérature sous le nom de problème de tournée de véhicule avec gestion de stock ou *Inventory Routing Problem* (IRP). Il concerne généralement la livraison d'un bien depuis un dépôt vers plusieurs clients tandis qu'ici il est appliqué à la collecte d'un bien chez plusieurs clients vers un dépôt central. Les problèmes de tournée de véhicule avec (IRP) ou sans (VRP) gestion de stock ainsi que de voyageur de commerce (*Traveling Salesman Problem* ou TSP) sont parmi les fers de lance de la recherche opérationnelle et donnent lieu à de nombreuses publications et avancées. Néanmoins le domaine de la collecte d'huile comme elle est envisagée au Québec comprend des particularités dont il est rarement question dans les problèmes classiques. Bien entendu, il est envisagé d'adapter les solutions et méthodes existantes pour prendre en compte ces particularités lors de la résolution de ce problème spécifique.

L'objectif de cette étude est de développer une méthode permettant d'optimiser la collecte d'huiles usagées en se basant sur des méthodes tirées de la littérature. Grâce à cette amélioration de processus, les ressources de l'entreprise de collecte pourront être mieux utilisées et la collecte se fera plus efficacement. Ainsi, elle pourra se concentrer sur l'augmentation de sa base de clients et augmenter la quantité d'huile collectée.

Afin de développer cette méthode d'optimisation, il sera nécessaire de se pencher sur plusieurs points particuliers. Nous observerons et analyserons dans un premier temps les données disponibles afin d'en tirer le maximum d'informations pour établir des prévisions précises. Ensuite il sera question d'établir un modèle d'optimisation qui viendra utiliser ces données pour fournir des résultats. Et enfin, il faudra étudier un moyen d'automatiser cette optimisation et de la rendre transparente pour l'entreprise.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 La collecte d'huile au Québec

1.1.1 Historique

Le 24 mars 2004, le gouvernement du Québec à promulgué une loi imposant aux détaillants d'huile au Québec de récupérer et de valoriser les huiles, les contenants et les filtres usagés (Québec, 2004). C'est l'organisme gouvernemental Recyc-Québec qui a la charge de définir les objectifs pour les industriels du secteur. Dans la même année, la SOGHU a été créée par les industriels qui se sont entendus sur un objectif de récupération de 75 % des huiles usagées récupérables. En 2009, le taux effectif de récupération avoisinait les 92 % pour l'huile ce qui est bien plus que les objectifs fixés (Bourque, 2010).

1.1.2 Types d'huiles

Bien que l'huile servant à la lubrification des moteurs automobiles représente la plus grande part des huiles récupérables au Québec, il existe d'autres types d'huiles avec d'autres utilités. Selon ces utilités, on les collecte dans différents endroits. On retrouve ainsi par ordre décroissant de quantité (Proulx et Rosset, 2010) :

- les huiles pour service sévère (Transporteurs routiers, *etc.*),
- les huiles pour systèmes hydrauliques (Engins de chantiers, construction, tracteurs, *etc.*),
- les huiles de transmissions (garages automobiles),
- le reste des huiles concerne les secteurs ferroviaires ou marins ou des huiles spéciales pour les engrenages, les différentiels, *etc.*

On constate que les huiles usagées sont toutes de types différents, mais elles ne sont pas différencierées lors de la collecte. On peut les mélanger sans problème dans les citernes des camions, elles seront toutes revalorisées de la même manière. Avec ces données, le gisement d'huile usagée était évalué à 89 461 476 litres en 2008. La Figure 1.1 présente la répartition des huiles usagées par secteur.

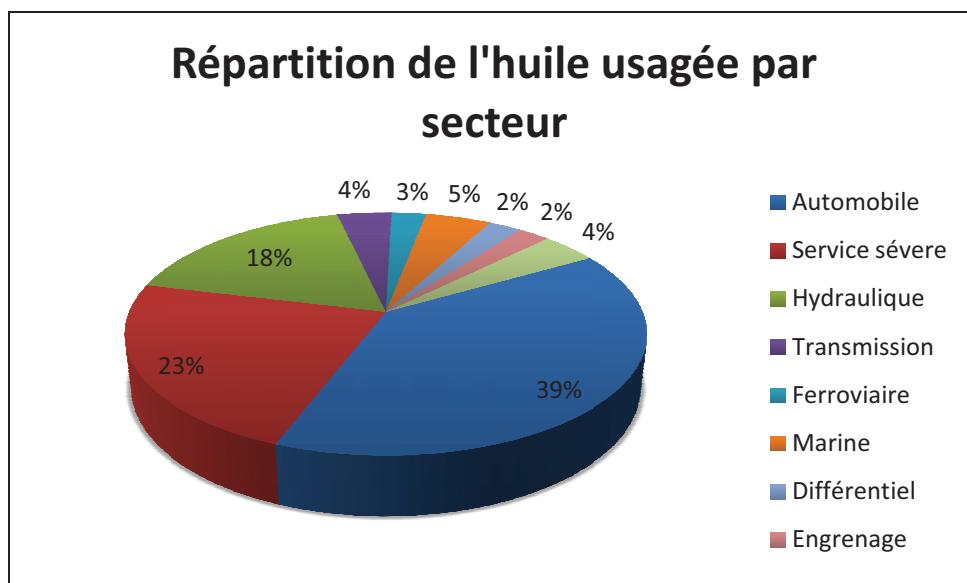


Figure 1.1 Répartition de l'huile usagée par secteur
Adapté de Proulx et Rosset (2010)

1.1.3 Principe de la collecte

Bien que chaque entreprise ait son système particulier de collecte, la présente recherche vise à améliorer le processus de collecte d'une entreprise spécifique, il est donc important de connaître son mode de fonctionnement pour que les changements apportés soient acceptés.

La loi pose quelques impératifs aux entreprises de récupération d'huiles usagées. Tous les acteurs du secteur doivent donc s'y soumettre :

- la loi oblige chaque distributeur d'huile du Québec à transmettre les renseignements relatifs aux actions de retraitement mises en œuvre au 31 mars de chaque année. Il faut donc que chaque client soit visité au moins une fois par an avant cette date pour avoir un reçu de collecte à présenter au gouvernement;

- à la fin de l'hiver, Transport Québec détermine dans trois zones du Québec des périodes de dégel, s'échelonnant entre fin mars et fin mai. Dans ces zones et durant ces périodes, les camions doivent être moins chargés pour ne pas endommager la chaussée fragilisée. Cela restreint donc la contrainte de capacité des camions;
- Transport Québec interdit aussi aux camions de voyager avec une citerne pleine, car il faut prévoir la dilatation du produit transporté qui pourrait entraîner la rupture de la citerne si elle n'était pas anticipée;
- il en est de même pour les cuves chez les clients qui doivent garder une capacité de réserve pour permettre l'expansion du produit.

Il faut maintenant étudier le fonctionnement particulier de l'entreprise. Elle possède une flotte de camions hétérogène, répartie entre des dépôts. Chacun de ces dépôts desservant une région spécifique. La société possède aussi une base de clients auxquels elle a attribué, lors de leur ajout à la base, des fréquences de visites. La Figure 1.2 illustre un exemple de répartition géographique des clients. Ces fréquences permettent de visiter les clients à intervalles réguliers. Il y a trois (3) types de fréquences :

- la fréquence Jour (J), cela signifie qu'on indique un nombre de jours précis à respecter entre deux visites;
- la fréquence Mois (M), cela signifie que la fréquence est plus longue et qu'on spécifie un certain nombre de mois entre deux visites;
- la fréquence Année (A), elle est aussi appelée Appel car étant donné que la loi oblige à visiter les clients une fois par an, on laisse les clients appeler pour planifier leur visite.

L'utilisation de fréquence a comme avantage de permettre d'avoir des routes relativement régulières et les clients savent globalement quand ils vont être collectés. En revanche, elle ne permet pas de flexibilité et il arrive que des clients soient visités alors que leur cuve n'est pas assez pleine (périodes creuses) ou bien qu'ils doivent appeler pour effectuer une visite d'urgence car leur cuve déborde avant la visite planifiée (période pleine).

En fonction de ces fréquences et des appels qui ont été passés, des bons de visite pour une semaine sont imprimés. Ensuite ces bons sont répartis entre les dépôts dépendamment des clients qu'ils concernent. Puis, les bons sont transmis aux répartiteurs. De là, les répartiteurs organisent les routes en fonction des camions disponibles, de leur connaissance des préférences des chauffeurs, de la proximité des clients, de l'estimation des temps de pompage. Il y a donc une forte part d'interprétation et d'expérience qui entre en jeu lors de la phase de création des routes. Ces routes sont ensuite transmises à tous les chauffeurs. La politique de l'entreprise ne permet pas à des camions de rester au dépôt. À tous les jours, l'ensemble de la flotte est sur la route.

Les chauffeurs, selon la zones qu'ils desservent peuvent recevoir des bons pour une journée (régions proches de Québec, Montréal), pour plusieurs jours (région du Saguenay lac St Jean) ou bien même pour toute la semaine (Gaspésie, Côte-nord). Les chauffeurs ont ensuite la responsabilité de visiter les clients qui figurent sur les bons qu'on leur a fourni. Lors de l'arrivée chez un client, ils effectuent les opérations de mise en place puis ils pompent l'huile. Cette opération a une durée variable selon la quantité d'huile mais aussi selon la température qui influe fortement sur sa viscosité. Une fois l'opération de pompage terminée, le chauffeur mesure la quantité d'huile en plus dans la citerne de son camion et détermine ainsi la quantité réelle d'huile qu'avait le client. Il renseigne le bon de collecte avec cette valeur, en remet une copie au client, retire son matériel de pompage et peut aller visiter le client suivant.

Les contraintes présentées ici et le mode de fonctionnement de l'entreprise sont des cas particuliers mais, il existe dans la littérature d'autres contraintes plus complexes sur certains points et moins sur d'autres qui sont adaptés à des problèmes sensiblement différents, voir Repoussis *et al.* (2008).

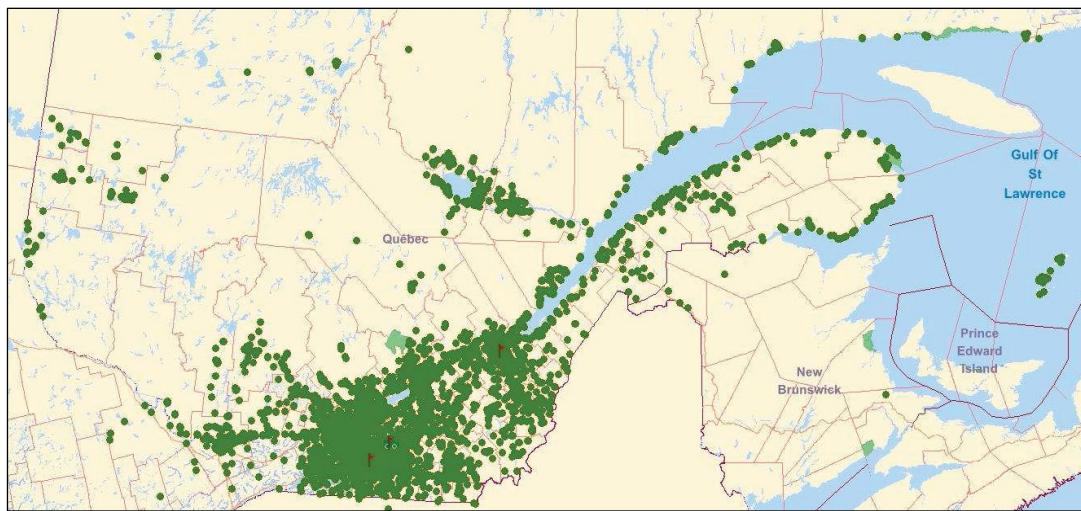


Figure 1.2 Répartition des clients au Québec

1.2 Le Problème de voyageur de commerce

Ce problème de voyageur de commerce (*Travelling Salesman Problem* ou TSP) a été posé pour la première fois en 1934 par Hassley Whitney lors d'une conférence à l'université de Princeton (Flood, 1956). Il consiste à trouver le chemin le plus court permettant de relier un ensemble de points/clients (voir la Figure 1.3). Malgré sa formulation simple, il s'agit d'un des problèmes les plus complexes en recherche opérationnelle. En effet, il s'agit d'un problème NP-Difficile car contenant un problème de circuit Hamiltonien (Laporte, 1992a).

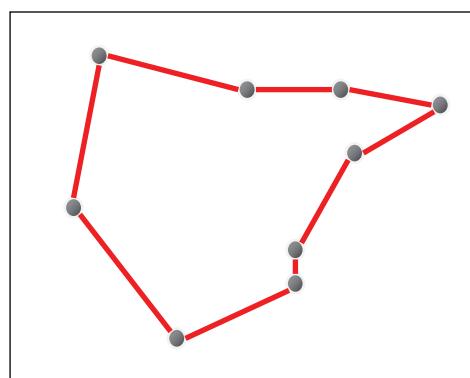


Figure 1.3 Exemple de TSP

Depuis que ce problème est étudié, de nombreuses méthodes de résolution ont été développées parmi lesquelles se détachent plusieurs méthodes : les méthodes exactes et les méthodes heuristiques.

1.2.1 Les méthodes exactes

Ces méthodes exactes sont basées sur la programmation en nombres entiers (*Integer Linear Programming* ou ILP). L'une des premières formulations proposées est celle de Dantzig *et al.* (1954) qui utilise la variable x_{ij} qui représente l'arc entre le client i et j et qui vaut 1 lorsqu'il est emprunté auquel est attribué un coût c_{ij} .

Minimiser

$$Z = \sum_{i \neq j} c_{ij} x_{ij} \quad (1.1)$$

Sujet à

$$\sum_{j=1} x_{ij} = 1, \quad i \in [1, n] \quad (1.2)$$

$$\sum_{i=1} x_{ij} = 1, \quad j \in [1, n] \quad (1.3)$$

$$\sum_{i,j \in S} x_{ij} \leq |S| - 1 \quad (1.4)$$

$$S \subset V$$

$$2 \leq |S| \leq n - 2$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad (1.5)$$

$$\{i, j\} \in [1, n]^2 \quad (1.6)$$

La fonction objectif (1.1) tend clairement à minimiser le cout total de la route tandis que les contraintes (1.2) et (1.3) spécifient que chaque point n'est visité qu'une fois. Les contraintes (1.4) sont les contraintes d'élimination des sous-chemins (*subtour elimination*) qui spécifient qu'il ne doit y avoir qu'un seul circuit passant par tous les points et non deux circuits fermés par exemple.

Le principal défaut de cette méthode qui s'exprime facilement est sa taille qui devient vite prohibitive. En effet, pour un problème à n dimensions il y a $2^n - 2n - 2$ contraintes d'élimination de sous-chemins ce qui rend les problèmes rapidement non-résolubles plus le nombre de clients à visiter augmente.

Les autres méthodes développées tendent donc à réduire ce nombre de contraintes en relaxant le problème. C'est ce qui a été fait par exemple par Miller *et al.* (1960) qui ont ajouté une variable supplémentaire afin de réduire le nombre final de contraintes. En revanche, cette méthode fournit des résultats moins optimaux que la précédente mais en un temps moindre et pour des problèmes de plus grandes dimensions.

Plutôt que d'utiliser un code ILP pour résoudre ces formulations, on a développé des algorithmes qui permettent d'accéder plus rapidement et avec moins de ressources à la solution optimale ou de s'en approcher. Le plus utilisé est l'algorithme de séparation et évaluation progressive (*Branch-and-bound*) qui va séparer le problème principal en sous-problèmes et évaluer les solutions de chacun de ces sous-problèmes afin de reconstruire la solution du problème initial. Les différentes méthodes proviennent des différentes méthodes de séparation possibles ainsi que des méthodes d'évaluation. Pour plus d'informations, on peut se reporter aux travaux de Carpaneto et Toth (1980), Balas et Christofides (1981) et Miller et Pekny (1991).

1.2.2 Les méthodes heuristiques

Comme le problème de voyageur de commerce est NP-Difficile, les recherches se sont très vite orientées vers les méthodes heuristiques pour le résoudre. Ces heuristiques peuvent se séparer en deux (2) classes : la première est celle de la construction de routes et la seconde l'amélioration de routes existantes.

1.2.2.1 Construction de routes

La première idée qui vient à l'esprit dans ce genre de problème est de relier tous les points en choisissant à chaque fois le plus proche de celui où l'on se trouve. Il s'agit de la méthode relativement myopique du *plus proche voisin*, de difficulté en $O(n^2)$. Cette méthode a été étudiée par Rosenkrantz *et al.* (1977) qui ont aussi étudié les algorithmes d'insertion.

L'*insertion* consiste à créer une route avec seulement deux (2) points, puis on va insérer de nouveaux points à cette route en respectant un critère prédéfini. Ce critère peut être le point qui fait varier le moins la longueur totale de la route, le point qui se trouve le plus près d'une route existante, *etc.* Le choix du critère est ce qui va déterminer la difficulté de la résolution.

Il existe aussi la méthode de *rapiéçage* qui consiste à résoudre le TSP sans éliminer les sous-chemins puis de relier tous les sous-chemins entre eux en trouvant les arcs de moindre coûts jusqu'à n'avoir plus qu'une seule route.

1.2.2.2 Amélioration de routes

Chacun des algorithmes présentés ici prennent comme base un tour obtenu d'une manière quelconque et vont l'améliorer. L'algorithme *r-opt* (Lin, 1965) consiste à retirer r arcs à une solution existante et les réinsérer de toutes les manières possibles puis de choisir celle qui offre la plus grande réduction de coût. On répète ensuite cette opération sur r autres arcs jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de gain.

Une méthode utilisant une analogie avec la science des matériaux est celle du *recuit simulé* (*Simulated Annealing* ou SA) par Kirkpatrick *et al.* (1983). En effet, pour arriver à un état stable de la matière, il faut refroidir graduellement un matériau pour ne pas qu'il se fige dans un minimum local. Il en est de même pour une solution au TSP, il faut le contraindre graduellement afin qu'il trouve un état quasi optimal.

La *recherche avec liste de tabous* (Glover, 1990) est une méthode qui permet comme le recuit simulé de détériorer la solution afin d'éviter les minima locaux mais on utilise aussi une liste tabou de solutions déjà testées que l'on s'interdit de réessayer en vue de trouver toujours une solution qui tende vers l'optimal.

1.3 Le problème de tournée de véhicule

Le problème de tournée de véhicule (*Vehicle Routing Problem* ou VRP) découle directement du problème de voyageur de commerce. La formulation la plus basique du problème est la suivante : Un ensemble de clients doit être servi par une flotte de camions identiques partant d'un dépôt unique. Par la suite, de nombreuses contraintes peuvent être ajoutées complexifiant d'avantage le problème. La relation avec le TSP est triviale, il s'agit donc aussi d'un problème NP-Difficile. Parmi les différents types de VRP fréquemment rencontrés, citons le CVRP lorsqu'on ajoute une contrainte de capacité au camions, le DVRP lorsqu'on limite la distance parcourable par les camions, le VRPTW lorsqu'on spécifie des fenêtres de temps pour visiter les clients, le VRPPD lorsque les camions peuvent effectuer des cueillettes et des livraisons sur leur chemin. Mais il en existe encore bien d'autres et on peut aussi les associer entre eux.

De par les similitudes entre les deux problèmes de TSP et de VRP, on peut aussi répartir les méthodes de résolution du VRP en méthodes exactes et heuristiques (Laporte, 1992b).

1.3.1 Méthodes exactes

Une des premières méthodes exactes étudiée utilise la notion qu'on peut résoudre un CVRP ou un DVRP en résolvant un m -TSP (Laporte *et al.*, 1986), c'est-à-dire en créant m routes correspondant au nombre de camions de la flotte et satisfaisant les contraintes du problème de voyageur de commerce : chaque point n'est visité qu'une fois. On utilise ensuite les algorithmes classiques de *branch-and-bound*. On peut ainsi en relaxant suffisamment le problème réussir à résoudre des problèmes de quelques centaines de clients.

On peut aussi considérer la méthode *k-degree center tree* (Christofides *et al.*, 1981) qui formule le problème de manière à répartir tous les arcs en quatre (4) catégories auxquelles on peut associer des coûts respectifs, puis on minimise le coût total en trouvant la meilleure association entre les arcs et les catégories.

Une autre méthode utilise la programmation dynamique pour résoudre ce problème (Eilon *et al.*, 1971). Mais comme toutes les méthodes exactes, les problèmes deviennent rapidement impossibles à résoudre dans un temps raisonnable et demandent à réaliser de nombreuses relaxations qui dénaturent la qualité de la solution. Les problèmes au dessus d'une centaine de clients sont déjà trop grands.

La technique de *partitionnement de l'ensemble (set partitioning)* considère toutes les routes possibles J et le coefficient a_{ij} qui vaut 1 si le client i se trouve sur la route j ainsi que la variable x_j qui vaut 1 lorsque la route j fait partie de la solution optimale associée au coût c_j^* .

On réduit ainsi le problème à ces équations.

$$\text{Minimiser} \quad \sum_{j \in J} c_j^* x_j \quad (1.7)$$

$$\text{Sujet à} \quad \sum_{j \in J} a_{ij} x_j = 1 \quad (1.8)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad (1.9)$$

Cette formulation, bien que simple, présente plusieurs problèmes :

- le nombre de routes possible devient rapidement prohibitif à moins de contraindre fortement le modèle;
- le calcul des c_j^* nécessite la résolution d'un TSP par route j .

Afin de minimiser ces difficultés, on a souvent recours à des algorithmes de génération de colonnes (*column generation*) (Rao et Zions, 1968). Ces algorithmes consistent à ne pas considérer toutes les variables lors de la résolution mais seulement celles qui ont le potentiel d'induire une réduction de coût. Ainsi le problème est réduit et on atteint la solution plus rapidement.

On peut aussi utiliser une *formulation à trois indices* i, j et k associés à une variable binaire x_{ijk} qui permettent de représenter si l'arc entre les clients i et j est parcouru par le camion k (Fisher et Jaikumar, 1978), de cette manière le problème est moins réduit car l'on considère dès la formulation la possibilité d'attribuer un camion spécifique par arc. Mais le nombre de variables va en augmentant considérablement plus il y a d'arcs et de camions à considérer.

1.3.2 Méthodes heuristiques

Les heuristiques développées pour le TSP peuvent bien souvent s'adapter au VRP. Néanmoins, il en existe quelques-unes qui ont été développées spécialement pour le VRP. Nous en évoquons ici deux (2) mais on peut en trouver d'autres dans Laporte, (1992b).

1.3.2.1 L'algorithme de Clarke et Wright

L'algorithme de Clarke et Wright (1964) est aussi appelé algorithme *savings* (économies). Il débute par la création d'une route partant du dépôt vers chaque client puis il calcule les économies qui peuvent être réalisées en raccordant des routes entre elles et ainsi de suite jusqu'à ce que plus aucune économie ne puisse être réalisée. Par contre, il ne permet pas de prendre en compte la capacité des véhicules ni la taille de la flotte dans sa formulation initiale, mais des améliorations le permettent (Laporte, 1992b).

1.3.2.2 L'algorithme de balayage

L'algorithme de balayage, également appelé *sweep algorithm* (Gillett et Miller, 1974), nécessite de repérer les clients par leurs coordonnées polaires . Ensuite, il fonctionne à l'image d'un radar. Il ajoute des clients aux routes des camions en balayant l'espace et en respectant la capacité des camions. Une résolution du TSP est néanmoins nécessaire une fois que tous les clients ont été assignés aux camions pour définir la séquence optimale. Ensuite la procédure utilise un algorithme qui échange des clients entre les routes et calcule l'économie réalisée afin de minimiser le coût total tout en conservant les contraintes de capacité.

1.4 Problème de tournée de véhicule avec gestion de stock

Après le problème de voyageur de commerce puis celui plus complexe de tournée de véhicule, des chercheurs ont souhaité intégrer une composante d'inventaire à ces problèmes. De là est né le problème de tournée de véhicule avec gestion de stock (*Inventory Routing Problem* ou IRP).

1.4.1 Origines

Après les chocs pétroliers des années 70, il est devenu important aux yeux des entreprises d'éviter les pénuries chez les revendeurs et d'optimiser leurs routes. Les premières qui ont commencé à le faire sont les entreprises du secteur hydrocarbure comme le gaz ou l'essence (Golden *et al.*, 1984; Dror *et al.*, 1985; Cornillier *et al.*, 2009). Mais petit à petit, de nombreux autres secteurs ont senti ce besoin, poussé par le principe du VMI (*Vendor Managed Inventory*). Ainsi la grande distribution et tous les secteurs de l'industrie qui sont au prise avec des biens à fort taux de consommation ont de plus en plus besoin de solutions à ce problème pour rester compétitif. Citons parmi ces produits l'épicerie (Gaur et Fisher, 2004), les pièces automobiles (Alegre *et al.*, 2007) ou les produits chimiques (Miller, 1987).

De nos jours, les considérations écologiques (recyclage) et les coûts croissants de transport ont fait émerger de nouveaux secteurs. L'IRP est désormais non plus exclusivement étudié dans le cas de la livraison de biens, mais aussi dans celui de la collecte de déchets (Chang et Wei, 1999; El-Fadel et Khoury, 2001; Repoussis *et al.*, 2009).

1.4.2 Définition

Federgruen et Zipkin (1984) ont formulé le problème IRP comme ceci : Un ensemble de clients consomme un bien à des vitesses différentes et à tous les jours, l'entreprise qui fournit ce bien doit établir des routes de livraison pour chacun de ses véhicules afin qu'aucun client ne manque du bien tout en minimisant les coûts de transports.

Globalement on peut séparer ce problème en trois (3) parties distinctes qui permettent de faire ressortir la ressemblance avec les autres problèmes classiques étudiés auparavant (Golden *et al.*, 1984).

- 1- Identification/sélection des clients à visiter.
- 2- Assignation des clients aux camions disponibles.
- 3- Optimisation de la route des camions.

On réalise aisément que si l'on considère uniquement la phase 3 on a affaire à un TSP. Si en revanche on considère les phases 2 et 3 alors on a affaire à un VRP. L'IRP, lui, ajoute une couche supplémentaire de gestion de stock (voir la Figure 1.4).

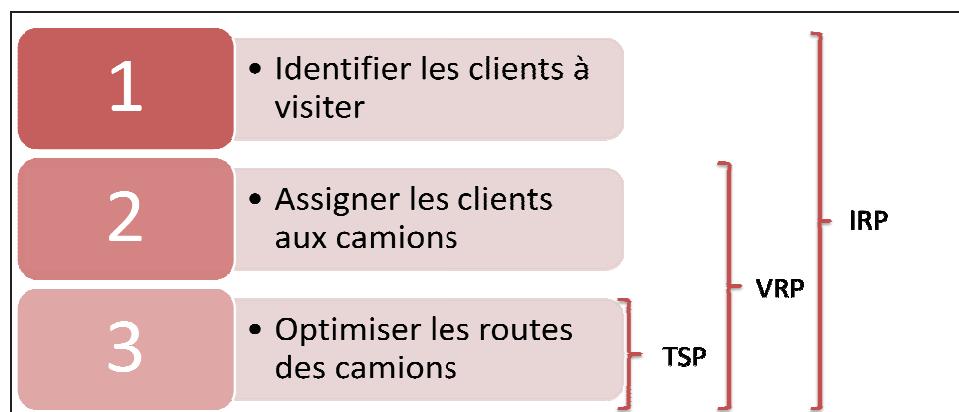


Figure 1.4 Les trois parties de l'IRP

1.4.3 Caractérisation des problèmes

Comme pour le problème de tournée de véhicules, il existe de nombreuses variantes dans le problème d'optimisation de tournée de véhicule avec gestion de stock. Afin de pouvoir classifier facilement tous les cas qu'il est possible de rencontrer on peut définir un problème en décrivant certains paramètres importants. Cette section s'appuie sur les travaux d'Andersson *et al.* (2010) ainsi que de Baita *et al.* (1998).

1.4.3.1 Le temps

Le problème est par essence un problème d'optimisation à long terme. Par contre son application au niveau opérationnel ou tactique requiert de passer à un horizon plus réduit. Et dans cette réduction, on peut trouver trois (3) points de vue dans la littérature :

- *horizon instantané* : On l'emploie lorsque l'horizon a été réduit à une seule période. Le problème revient alors à déterminer l'ensemble des clients à visiter en respectant les contraintes de stock afin de minimiser les coûts de livraison. Cette approche ressemble beaucoup à un VRP classique;
- *horizon fini* : Ce type d'horizon est le plus répandu, il permet de planifier plusieurs visites pour un client donné dans le temps en respectant les contraintes de stock. Par contre, il ne permet pas de gérer les effets à long terme. C'est pour cela qu'il est souvent utilisé en suivant le principe d'horizon roulant. Bien souvent cette approche est préférée lorsqu'il faut fournir des dates précises de visite pour les clients;
- *horizon infini* : Ici, on planifie globalement la chaîne logistique, on se trouve plutôt à un niveau stratégique. Il est rarement utilisé, sauf dans des cas où l'on souhaite déterminer des emplacements de dépôts ou bien définir des fréquences fixes de visites pour les clients.

1.4.3.2 Le produit

Le produit en lui-même n'est pas important mais ce qu'il faut savoir, c'est si l'on doit le considérer de façon :

- *discrète* lorsqu'on a affaire à des objets dénombrables;
- *continue* lorsqu'il s'agit d'un produit indénombrable (*i.e.* de l'huile).

Il faut aussi préciser s'il n'y a qu'un type de produit ou bien s'il faut en considérer plusieurs. Par exemple, dans les problèmes de livraisons d'essence, il faut considérer les différents types d'essences qui sont stockés dans des cuves différentes dans les camions (Cornillier *et al.*, 2009).

1.4.3.3 La topologie

On peut classer le système de distribution en quatre (4) modes différents :

- le *un-vers-plusieurs*, il s'agit du cas classique rencontré dans les problèmes d'IRP routiers. Cela signifie qu'un dépôt à la charge de livrer plusieurs clients;
- le *un-vers-un*, ce mode est utilisé lorsqu'on effectue des visites uniques entre un client et un dépôt. Bien souvent ce cas est considéré comme des visites d'urgence;
- le *plusieurs-vers-plusieurs* est plutôt employé dans les cas d'IRP maritimes. En effet les bateaux font souvent plusieurs arrêts pour se remplir (collectes) et pour se vider (livraisons). Il y a donc plusieurs dépôts et plusieurs clients sur leur route;
- le *plusieurs-vers-un*, ce cas est très peu étudié car peu rencontré dans le monde réel. De plus il peut aisément être transformé en *un-vers-plusieurs* qui est largement documenté.

1.4.3.4 La demande

Cette section concernant la demande peut se séparer en trois (3) sous parties. En effet, lorsqu'on évoque la demande, on peut parler de :

- la *connaissance* qu'on a à son sujet. Elle peut être connue ou bien incertaine, on parlera alors de demande déterministe ou bien stochastique. Elle peut aussi être totalement inconnue si on ne peut pas déterminer de processus stochastique pour la représenter;
- son *comportement*, si elle a tendance à être constante ou bien si elle est variable au cours du temps;
- dans le cas d'une demande incertaine on peut renseigner sa *distribution* qui peut être uniforme, normale, *etc.*

1.4.3.5 Les coûts

Le problème d'IRP par sa relation avec les problèmes de stocks et de routage comprend plusieurs coûts qui leur sont chacun liés :

- les coûts de *stock* dans lesquels on compte les coûts de stockage, de pénurie et de commande;
- les coûts de *transport* qui peuvent être fixes, dépendants de la distance, du nombre d'arrêts ou bien une combinaison de tous ces paramètres.

Il faut aussi préciser dans cette partie la politique de gestion de stock qui est adoptée. Permet-on au stock d'être négatif, dans ce cas on parle de niveau fixe. Ensuite, quelle politique adopter en cas de rupture de stock : soit celle de la vente perdue ou bien celle de la commande en souffrance.

1.4.3.6 Les contraintes

Comme tous les problèmes de type VRP, de nombreuses contraintes sont à considérer portant sur de nombreux aspects du problème. Ces contraintes peuvent devenir des objectifs suivant l'utilisation qui en est faite (par exemple, le dimensionnement de la flotte). Nous allons considérer ici les contraintes qui sont présentées dans tous les problèmes d'IRP :

- la *taille de la flotte* peut être unique s'il n'y a qu'un seul camion ou multiple s'il y en a plusieurs. Dans ces deux (2) cas, la taille est donnée. Elle peut aussi être une variable de décision dans le cas du dimensionnement. Si on peut avoir recourt à un transporteur tiers alors on a une flotte non-contrainte car on dispose d'autant de camions que l'on souhaite;
- la *capacité des camions* peut être homogène lorsque tous les camions ont la même capacité mais bien souvent, dans des cas concrets, elle est hétérogène;
- la *capacité des clients* est une donnée importante car c'est elle qui va régir le déclenchement des livraisons;
- la *capacité du dépôt* est aussi importante car c'est elle qui va permettre de déterminer la quantité totale livrable. Elle peut être limitée ou non.

1.4.3.7 La stratégie de tournée

Cette partie permet de préciser le type de problème de tournée de véhicule qui est compris dans l'IRP. On souhaite différencier s'il s'agit :

- d'un VRP classique avec un ou des dépôts bien définis et des clients tous aussi bien définis;
 - d'un PDP (*Pick-up and Delivery Problem*) où chaque client peut jouer le rôle de dépôt.
- C'est le cas lorsqu'on permet le transbordement (Jemai *et al.*, 2010).

Le Tableau 1.1 résume les différents éléments de la classification des problèmes IRP.

Tableau 1.1 Éléments de classification des IRP

Catégorie	Objet concerné	Attributs		
Temps	Horizon	Instantané	Fini	Infini
Produit	Nature	Discret	Continu	
	Nombre	Unique	Multiple	
Topologie	Dépôt/Client	Un-vers-un	Un-vers-plusieurs	Plusieurs-vers-plusieurs
Demande	Connaissance	Connue	Incertaine	Inconnue
	Comportement	Constante	Variable	
	Distribution	Uniforme	Normale	Autre
Coûts	Inventaire	Stockage	Pénurie	Commande
	Transport	Fixes	Distance	Arrêts
Contraintes	Flotte	Unique/Multiple	Variable de décision	Non-contrainte
	Capacité camions	Homogène	Hétérogène	
	Capacité clients			
	Capacité dépôt			
Tournées	Type de tournée	VRP	PDP	

1.4.4 Méthodes de résolution

Il existe presqu'autant de façons de résoudre le problème de tournée de véhicule avec gestion de stock qu'il y a de chercheurs ayant travaillés sur le sujet. En effet, chaque façon de se représenter ce problème peut amener à une méthode de résolution totalement différente. Néanmoins on peut distinguer de grands axes de recherche.

Il existe des méthodes qui cherchent à résoudre le problème dans son ensemble ou bien d'autres qui séparent le problème en sous-problèmes plus faciles à résoudre. On peut aussi constater des procédures différentes en considérant la classification faite dans la précédente partie en fonction de l'horizon de planification. La proportion de méthodes heuristiques est importante mais elles sont parfois jumelées à des méthodes exactes. Les méthodes exactes seules quant à elles sont assez faiblement représentées dans la littérature.

1.4.4.1 Séparation du problème

Quelques recherches proposent des méthodes de résolution qui prennent en compte le problème dans sa globalité. C'est-à-dire un problème multi-période de minimisation de coûts de gestion de stock et de transport. On le retrouve en effet en partie dans les travaux de Federgruen et Zipkin (1984), Repoussis *et al.* (2009) et Bersani *et al.* (2010).

Mais bien souvent, comme il a été suggéré dès l'apparition de ce problème (voir Golden *et al.* (1984)), on préfère le séparer en sous-problèmes qui permettent de se rapprocher de problèmes connus. Ensuite, la méthode de décomposition dépendra du type de problème duquel le chercheur veut se rapprocher en fonction de son expertise. On peut voir deux (2) exemples de décomposition présentés par Dror *et al.* (1985) à la Figure 1.5.

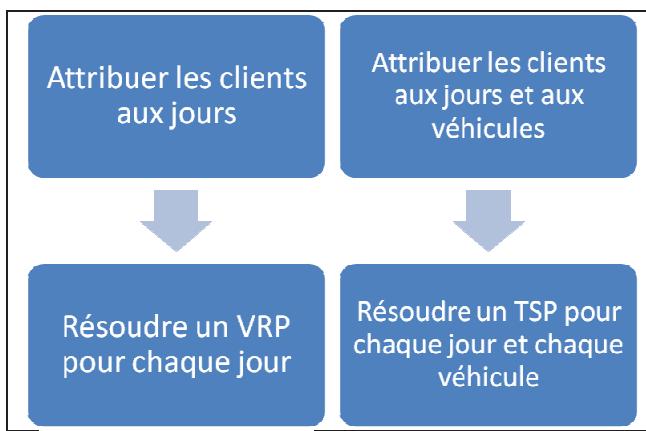


Figure 1.5 Décomposition possible selon Dror *et al.* (1985)

Ainsi, Golden *et al.* (1984) vont dans un premier temps sélectionner les clients à visiter chaque jour à l'aide du calcul d'une fonction valeur, puis résoudre un VRP. Il en est de même pour Campbell et Savelsbergh (2004) où la première phase est par contre réalisée par une programmation en nombres entiers. En réalité, la quasi-totalité des études utilise cette décomposition quand elles en utilisent une. Cela est dû au fait que la principale difficulté n'est pas de réaliser les routes en elles-mêmes mais d'associer les clients aux camions au bon moment. C'est pour cette raison que la seconde décomposition ne facilite pas vraiment la tâche.

Les méthodes ne faisant pas appel à la décomposition ne sont pas adaptées aux problèmes de grande taille. Par exemple, Bersani *et al.* (2010) utilisent une méthode exacte qui minimise les coûts de transport pour réapprovisionner des stations essence dans le sud de la France. Afin de réaliser cette optimisation en une seule partie, il a fallu déterminer tous les cas possibles de TSP pour toutes les configurations et stocker les coûts correspondants dans une base de données afin que le modèle en programmation entière n'ait qu'à récupérer ces informations et non à les calculer durant l'optimisation. On imagine cette solution difficilement adaptable à un problème qui comprend plus de 20 dépôts comme c'est le cas dans cette étude.

1.4.4.2 Horizon de planification

Si l'on considère le cas où l'horizon de planification se cantonne à une unique période, on remarque qu'on a affaire à un VRP ou une de ses variantes. Ce cas est discuté dans Federgruen et Simchi-Levi (1995) où l'on propose de répéter ce problème à une seule période plusieurs fois d'affilée afin d'obtenir un résultat multi-période.

Le cas le plus fréquent et aussi celui qui demande le plus d'efforts est celui avec un horizon de planification fini où l'on cherche la période optimale de réapprovisionnement en considérant tous les facteurs possibles. C'est dans ce contexte que s'inscrivent la plupart des études nécessitant des décompositions étudiées préalablement.

Il y a aussi les cas où l'on étudie le problème sur un horizon infini, mais ce cas est plutôt adapté à un niveau hiérarchique supérieur (niveau stratégique), on cherche plus à définir des emplacements de dépôts, de points de collectes (Chang et Wei, 1999). Dans ces cas, on n'hésite pas à agréger des clients et à créer des régions pour simplifier les problèmes et réduire le nombre de variables, car il ne s'agit bien souvent que d'avant-projets et la stochasticité reste forte à un tel niveau (voir Baita *et al.* (1998)). Pour réaliser ces agrégations, il faut néanmoins respecter quelques hypothèses (variation faible de la consommation du produit entre les périodes, répartition homogène des clients, *etc.*).

1.4.4.3 Méthodes exactes et heuristiques

Comme pour les VRP, les méthodes purement heuristiques sont régulièrement utilisées. Ce sont ces méthodes qui permettent d'avoir des résultats satisfaisants en un temps raisonnable. Il en a été développé de toutes sortes, depuis l'adaptation des méthodes utilisées pour résoudre les VRP (Dror *et al.*, 1985) jusqu'aux modèles spécialement conçus pour l'IRP (Dror, 2005).

Au contraire, seulement quelques études résolvent le problème entièrement de manière exacte. Il y a toujours à un moment ou à un autre, appel à une simplification où une heuristique. Citons Bersani *et al.* (2010) qui utilisent une méthode heuristique pour déterminer les résultats de ses TSP ou encore Federgruen et Zipkin (1984) qui utilisent une décomposition de Bender pour résoudre son modèle.

Bien souvent, le fait de décomposer les problèmes permet d'utiliser plusieurs méthodes afin de résoudre l'IRP. On peut ainsi les associer, les faire collaborer, peu importe la partie de la décomposition, on peut utiliser toute sorte de méthodes exactes ou heuristiques (Andersson *et al.*, 2010) avec plus ou moins d'efficacité parmi lesquelles on peut citer :

- Clarke & Wright,
- décomposition de Bender,
- programmation dynamique,
- simulation de Monte-Carlo,
- sélection suivant des critères,
- recherche avec liste de tabous,
- algorithmes gloutons,
- *Branch & Bound*,
- décomposition de Dantzig Wolfe,
- heuristiques Lagrangiennes,
- recherche locale,
- processus de décision de Markov,
- programmation en nombres entiers,
- *etc.*

1.5 Conclusion

Le problème de tournée de véhicule avec gestion de stock est un problème relativement ancien et bien documenté, surtout si l'on considère ses problèmes associés que sont le problème de tournée de véhicule et le problème de voyageur de commerce qui sont encore plus anciens. Les méthodes de résolution foisonnent car ces problèmes sont majeurs en recherche opérationnelle. Toutes ces méthodes permettent d'envisager la résolution du problème spécifique de la collecte d'huile à grande échelle sans partir de rien, bien qu'aucune publication ne traite spécifiquement de ce cas de figure selon nos recherches. La classification des IRP telle que présentée permet de caractériser notre situation comme étant un problème de collecte en horizon fini d'un produit unique et indénombrable en configuration un vers plusieurs avec une demande variable dont la stochasticité sera supprimée, une flotte hétérogène, des capacités de clients différentes et un dépôt non contraint. À partir de ce point, nous pouvons envisager la modélisation du problème.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE

Afin de travailler efficacement à la résolution du problème auquel nous sommes confrontés, il faut bien séparer la méthodologie en prenant en compte tous les aspects qui devront être traités. Dans l'optique d'obtenir une méthode de résolution fiable en tout temps, nous devrons tout d'abord nous pencher sur les données que nous utiliserons. Ensuite, il faudra établir un modèle et une méthode de résolution à proprement parler. Enfin, il faudra automatiser cette méthode.

2.1 Données d'entrée

2.1.1 Jeu de données test

Afin de développer la méthode d'optimisation, et avant d'avoir les données réelles du problème, il est nécessaire d'utiliser un jeu de données test. Ce jeu de données permet de tester les principes de l'optimisation mais reste suffisamment petit pour nécessiter des temps de calculs réduits et ainsi multiplier les essais et vérifications.

Ce jeu de donnée est issu d'une banque de TSP en ligne, disponible sur internet (<http://people.sc.fsu.edu/~jburkardt/datasets/cities/cities.html>) sous le nom kn57. Il se compose d'un fichier Excel comprenant un ensemble de coordonnées de 57 villes allemandes (Figure 2.1) ainsi que le distancier associé.

Le travail qui a été fait sur ce jeu de données est le suivant :

- un point avec une position centrale a été nommé dépôt;
- les autres points seront les clients;
- on a attribué à chaque client une cuve d'une capacité choisie aléatoirement entre 500 L et 1500 L;

- pour chaque client, un niveau de remplissage initial a été défini aléatoirement aussi entre 50 % et 100 % de la capacité de la cuve;
- des vitesses de remplissage ont aussi été déterminées pour chaque client en fonction de leur capacité, de facteurs aléatoires et d'une saisonnalité fictive sur 12 périodes;
- une flotte de trois camions de capacités différentes (2000, 4000 et 6000 L) a été associée à cet ensemble de clients.

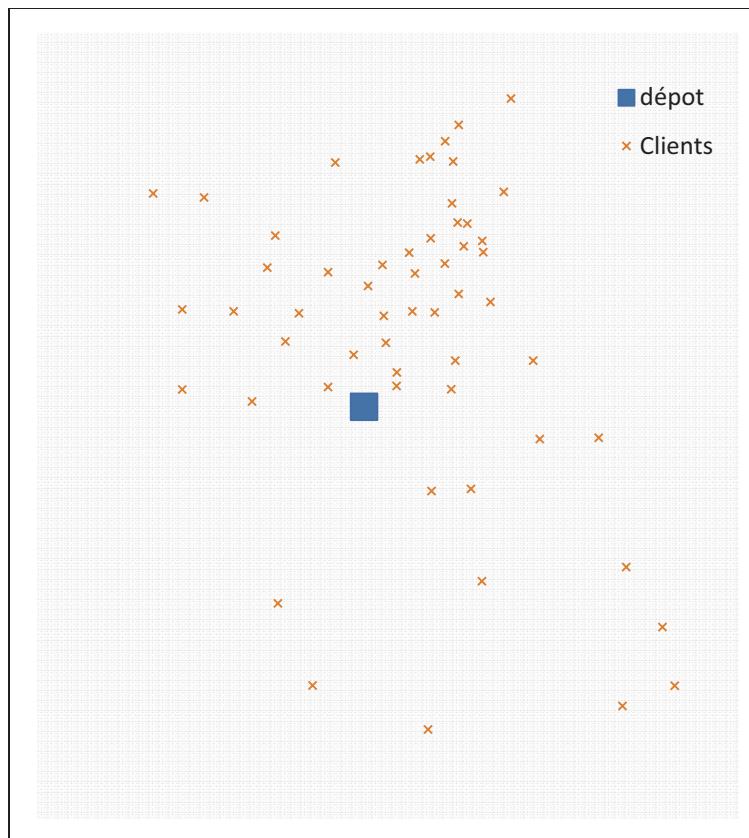


Figure 2.1 Répartition des clients du jeu de données test

2.1.2 Données réelles

2.1.2.1 Mise en forme

Il a été décidé d'organiser les données réelles en utilisant une base de données MySQL. Cette base de donnée sera différente de celle de l'entreprise cliente pour empêcher tout risque de modification de la base mère depuis l'extérieur de l'entreprise. Les besoins ont été définis pour créer les différentes tables et champs.

- Table Client
 - Identifiant du client
 - Adresse
 - Position géocodée
 - Région
- Table Camion
 - Identifiant du camion
 - Capacité du camion
- Table Période
 - Identifiant de la période
 - Indicateur permettant de savoir si on peut collecter de l'huile ce jour
- Table Produit
 - Identifiant du produit, ici produit unique : huile en vrac
- Table Client*Produit
 - Identifiant Client
 - Identifiant Produit
 - Capacité du client
 - Objectif de niveau de cuve pour la visite
- Table Client*Periode
 - Identifiant Client
 - Identifiant Période
 - Vitesse de remplissage

- Niveau de la cuve
- Indicateur de visite programmée
- Indicateur de visite effectuée
- Table Client*Periode*Camion
 - Identifiant Client
 - Identifiant Période
 - Identifiant Camion
 - Indicateur si un camion collecte un client à une période donnée
- Table paramètre (cette table est utilisée pour l'automatisation de l'optimisation)
 - Période du début de l'optimisation
 - Horizon de planification
 - Indicateur si c'est la première optimisation ou s'il existe un historique à consulter.

La Figure 2.2 représente la structure de la base de données qui reprend les informations ci-dessus, les noms reprennent ceux utilisés dans la modélisation.

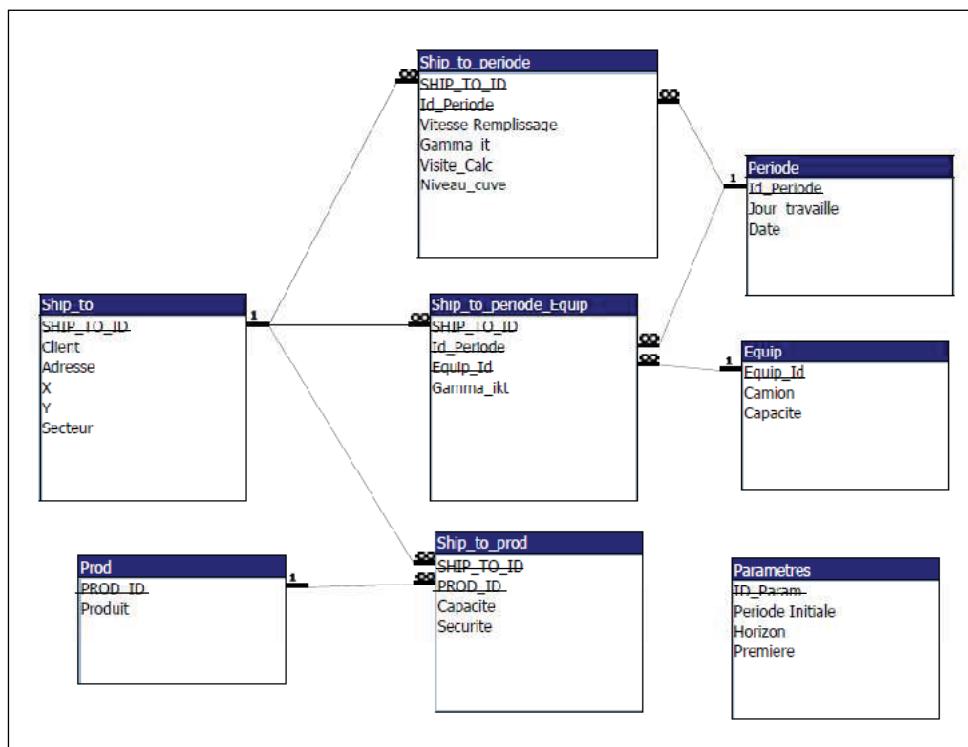


Figure 2.2 Structure de la base de données

2.1.2.2 Réception

En fonction des besoins exprimés pour remplir la base de données, l'entreprise a réalisé un export de sa base de données par fichiers Excel. En plus des tables précédemment décrites, il a été fourni l'historique de chaque visite effectuée en 2010 via un fichier contenant les champs suivants : le client visité, la date de visite, la quantité collectée et le camion ayant effectué la visite. Ce fichier permettra d'établir les prévisions des vitesses de remplissage.

Un travail d'adaptation des données a été nécessaire sur plusieurs points :

- les clients n'avaient pas de numéro d'identification unique mais étaient repérés par l'association d'un numéro de facturation et d'une adresse;
- certaines capacités étaient erronées ou non renseignées (1L, 5L), il a donc été décidé, en accord avec l'entreprise, de remplacer ces capacités par la valeur de la collecte la plus grande de 2010;
- le géocodage des clients n'était pas réalisé pour tous. Fastercom, étant spécialisé dans ce domaine, a refait le géocodage pour l'ensemble des clients;
- certains clients avaient deux (2) visites le même jour ou bien à 1 jour d'écart. Dans ces cas, les quantités collectées en question ont été ajoutées à la première des visites et les autres ont été supprimées.

2.1.2.3 Analyse des données

A partir du fichier contenant les données des collectes de l'année 2010, il a fallu déterminer les paramètres pour planifier l'année 2011. Pour cela, Michel Rioux, professeur à l'ÉTS, a réalisé une étude statistique des données (Rioux, 2011) dont voici les principales conclusions.

Sur 11112 clients différents de la base de données, il faut exclure ceux qui n'ont pas reçu de visite ainsi que ceux pour lesquels on a effectué qu'une seule visite, car on ne peut pas leur déterminer de vitesse de remplissage. Après ces exclusions, seulement 4716 clients restent analysables. Ces clients représentent tout de même 81% du volume d'huile total annuel

collecté par l'entreprise comme on peut le voir à la Figure 2.3. Cela a bien la forme d'une distribution de Pareto (80-20).

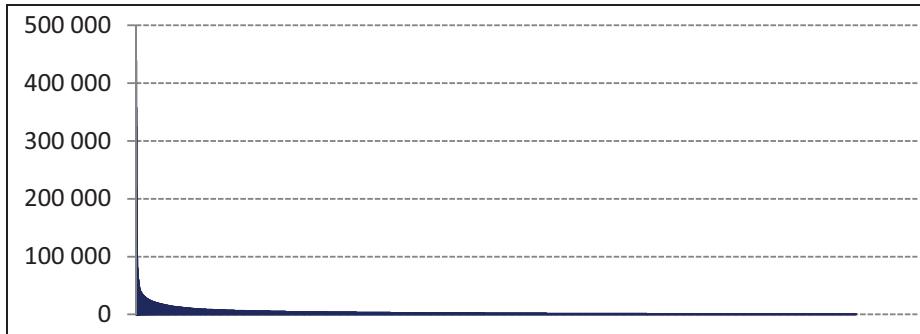


Figure 2.3 Classement des clients par volume décroissant d'huile collectée

De ce constat, il a été décidé de définir quatre (4) classes de clients A, B, C et D en fonction du volume d'huile collecté (voir le Tableau 2.1). Avec cette séparation, les choix de politique de gestion de stock pourront différer d'une classe à l'autre.

Tableau 2.1 Répartition des clients en classes

Classe	Seuil mini	Seuil maxi	Qté cumulée	Nombre de clients
A	0	5 000 L	13 707 195 L (32%)	9 209 (83%)
B	5 001 L	18 000 L	13 638 930 L (32%)	1 581 (14%)
C	18 001 L	35 000 L	6 256 930 L (15%)	260 (2%)
D	35 001 L	∞	9 205 942 L (21%)	86 (1%)

En l'absence d'information contraire, nous avons fait l'hypothèse raisonnable que le remplissage des clients se faisait linéairement entre les visites (voir Figure 2.4). De cette façon, la vitesse de remplissage entre chaque visite peut être calculée selon la formule suivante :

$$Q^+ = \frac{Q_{\text{collectée}}}{T_{\text{collecte}} - T_{\text{dernièrecollecte}}} \quad (2.1)$$

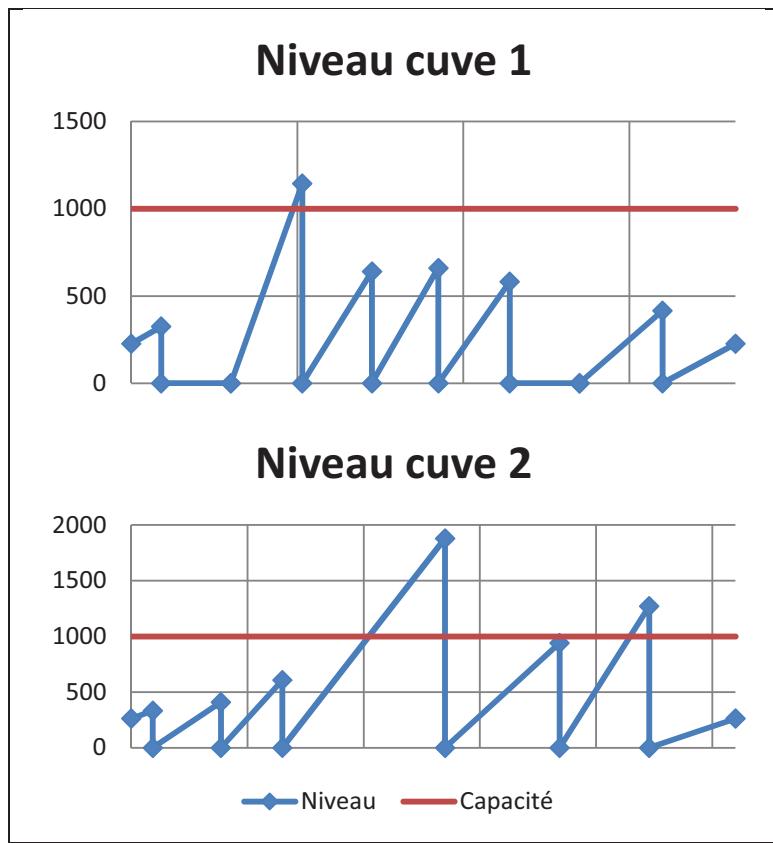


Figure 2.4 Modélisation du remplissage de deux clients

Ensuite en analysant les différents débits, on peut remarquer qu'ils sont distribués normalement plutôt que selon une loi de poisson. Ainsi, il est possible de trouver un moyen de calculer facilement l'écart type de cette distribution en fonction de paramètres accessibles, comme la moyenne de la vitesse de remplissage et le nombre de visites. Il est possible d'estimer le pourcentage de remplissage d'un client ainsi avec un certain niveau de confiance (voir Tableau 2.2) (Rioux, 2011) :

$$X = \mu \pm Z_{\alpha/2} \sigma \quad (2.2)$$

Où :

- X est le remplissage de la cuve en %;
- $\mu = \%_{Réservoir} = NbJours * \frac{Vitesse\ Remplissage}{CapacitéClient}$ est un facteur à choisir tenant compte du niveau de confiance;

- $\sigma = \sqrt{\left(5,32799 * Moy - 0,125266 * Moy * Ncol \right)^2 - 8,21545 * Moy^2 + 0,0000895869 * Ncol^2}$ est l'écart type.

Tableau 2.2 Choix du niveau de confiance

Niveau de confiance	$Z_{\alpha/2}$
90%	1,645
95%	1,960
99%	2,575

Si 20 % des clients peuvent être modélisés en utilisant cette formule, que faire des 80 % restant ? Il a été décidé d'utiliser la valeur moyenne pour tous les clients, et pour ceux n'ayant qu'une visite en 2010 leur vitesse de remplissage a été calculée comme s'ils avaient été visités à la même date l'année précédente. Quant aux clients pour lesquels les visites se sont soldées par des quantités collectées nulles, nous avons laissé une vitesse de remplissage nulle mais l'entreprise devra les appeler un par un afin d'éclaircir leur situation (fermeture, passage chez un concurrent, etc.). Néanmoins des niveaux de sécurité (objectif) ont été attribués différemment en fonction de la classe des clients (voir Tableau 2.3).

Tableau 2.3 Seuils de sécurité par classe

Classe	Niveau de sécurité
A	90%
B	85%
C	80%
D	80%

On peut aussi analyser comment les collectes ont été effectuées en 2010, et par cela on va chercher pour chaque visite effectuée, à quel point la cuve du client était pleine. De cette façon, on peut quantifier les proportions de visites réalisées en fonction du taux de remplissage des clients (Figure 2.5). Ce graphique sera utilisé pour déterminer l'efficacité de la méthode développée. Clairement sur l'année 2010 on observe qu'une forte proportion (~28 %) des visites ont été effectuées alors que le client était quasiment vide (< 10 %) ou en

débordement ($> 100\%$). Si l'on exclut ces extrêmes, on voit que le graphique présente une vague forme de cloche centrée sur 50 % ce qui est assez faible.

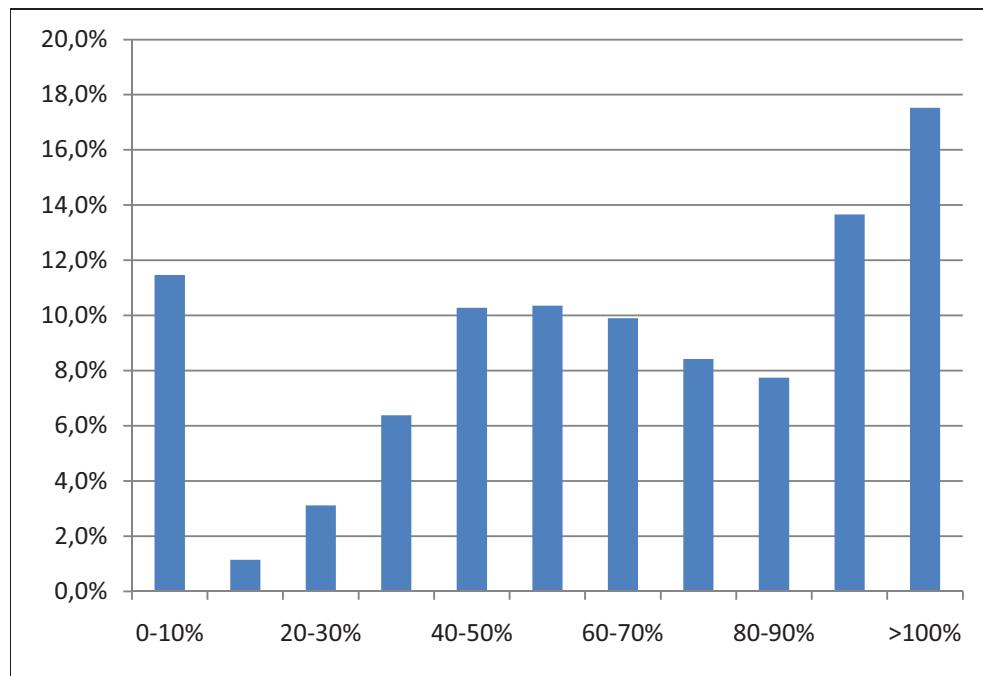


Figure 2.5 Répartition des visites en fonction du taux de remplissage des clients en 2010

2.1.2.4 Prévision pour l'année 2011

Après cette phase d'analyse des données effectuée, il a fallu déterminer comment anticiper le remplissage des cuves des clients pour l'année à venir. Pour cela, avec seulement un (1) an d'historique, des hypothèses ont été faites. En observant la somme des vitesses de remplissage au jour le jour pour l'année 2010 (Figure 2.6), on peut tirer plusieurs conclusions :

- le gisement d'huile semble présenter deux (2) saisonnalités avant l'été et pendant l'automne;
- la production du gisement est largement inférieure à la capacité de collecte de la flotte (en bleu à la Figure 2.6);
- les valeurs de début et de fin d'année sont semblables, il n'y a pas ou très peu de progression linéaire sur l'année.

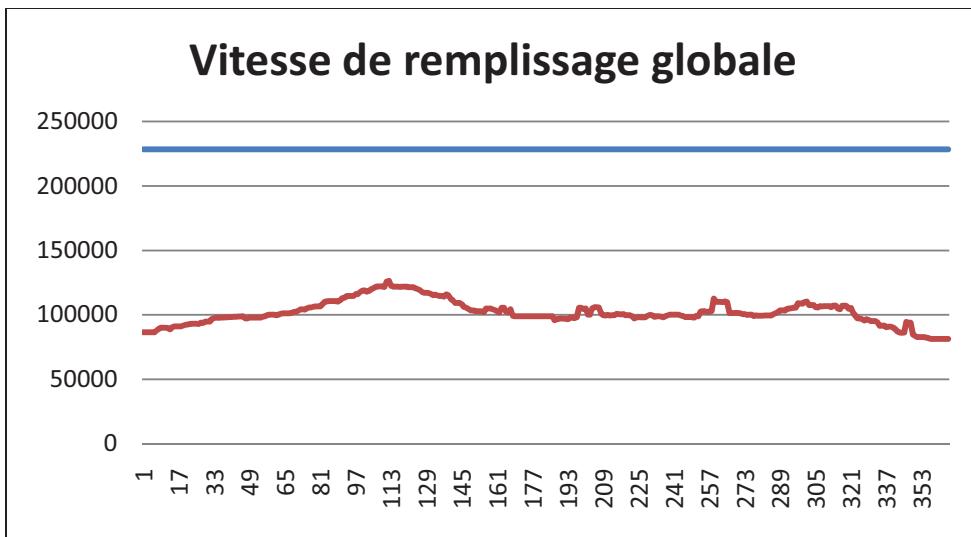


Figure 2.6 Production du gisement d'huile

En partant de ce constat et du fait que le Québec est une province développée et moderne avec un fort taux d'équipement automobile, il a été décidé de calquer l'année 2011 sur l'année 2010 en gardant en tête que certains facteurs externes peuvent avoir une influence sur les localisations des saisonnalités. En revanche avec une seule année d'historique, il est difficile de développer une méthodologie plus précise. Ainsi l'année prochaine, avec une année d'historique supplémentaire, il sera possible de déterminer des vitesses de remplissage plus précises.

2.1.2.5 Restriction du jeu de données pour la phase de test

Après la réception des données, la mise en forme et les premiers essais réalisés en interne, il sera question d'implanter la méthode d'optimisation. Pour cela, une zone test a été définie. Il s'agit de toute la zone Est desservie par un des dépôts. Le choix de cette région a été fait par l'entreprise car il concerne une grande région avec des clients très dispersés, mais il s'agit aussi d'une région qui possède le moins d'huile et qui est donc moins critique en cas de problème. Les clients de la région Est sont représentés par les points de couleurs sur la

Figure 2.7. Les différentes couleurs représentent différentes sous régions afin de simplifier les extractions de la base de données si l'on veut faire des statistiques que sur la région du Saguenay par exemple.

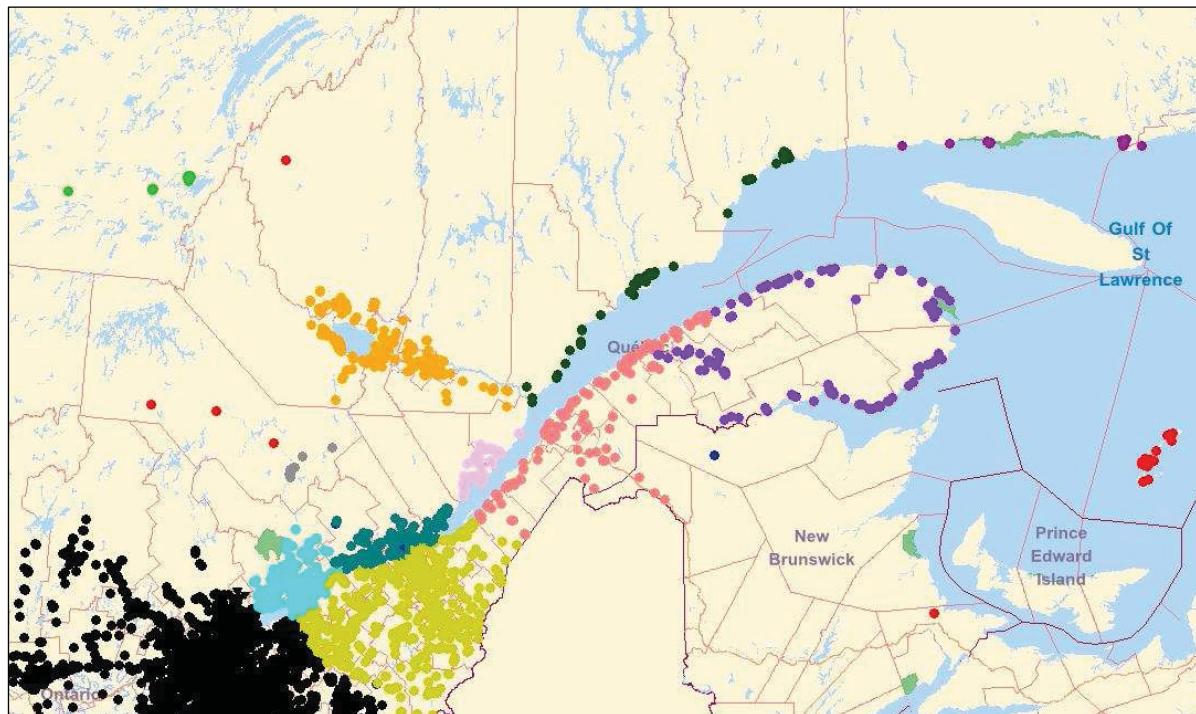


Figure 2.7 Région Est pour la période de test

2.2 Modélisation

Dans cette partie, nous passerons en revue les différents modèles développés et les raisons qui ont amené à leurs modifications successives.

2.2.1 Classification des clients

Dès le début du projet, il a été défini de trier les clients en trois (3) catégories (voir Tableau 2.4). Ces catégories aussi appelées « niveaux » serviront dans tous les modèles à prioriser certains clients par rapport à d'autres.

Tableau 2.4 Classification des clients

Niveau	Description	Seuil
1	Client devant être visité à la période t	Cuve à un niveau critique
2	Client pouvant être visité à partir de la période t	Cuve avec un niveau non critique mais suffisant pour justifier un déplacement
3	Client à ne pas visiter	Cuve à un niveau trop faible

Ces niveaux sont déterminés au jour le jour et on définit les clients de niveau 1 qui doivent absolument être visités au jour considéré car si l'on attend plus longtemps, leur cuve débordera. Il y a aussi les clients de niveau 2 qui peuvent être visités si on peut les ajouter sur des routes car le niveau de leur cuve n'est pas critique mais il y a suffisamment d'huile à collecter pour ne pas perdre d'argent en venant les collecter. Enfin, les clients de niveau 3 sont les clients qui n'ont pas assez d'huile dans leurs cuves pour justifier un déplacement. Il faudra donc attendre un certain temps pour qu'ils passent au niveau 2 et qu'ils puissent être collectés. Sur le même principe, si un client de niveau 2 n'est pas collecté, il pourra devenir de niveau 1 et à ce moment, il sera visité.

2.2.2 Méthode graphique

Cette méthode a été développée avec Wolfram Mathematica en partant de l'idée que sur des petits échantillons de clients, il était facile de tracer des ellipses entre les clients de niveau 1 représentant des zones pouvant être visitées non loin de la route principale entre les clients.

À la Figure 2.8, on peut voir le dépôt (en vert) ainsi que deux (2) clients de niveau 1 (en rouge) et les autres clients avec des tailles de points dépendant de leur taux de remplissage. Le principe de cette méthode est de regrouper tous les clients de niveau 1 avec le dépôt par une ellipse dont ils ont un foyer à moins qu'un autre client de niveau 1 ne se trouve plus près. Ensuite, ces ellipses nous fournissent une approximation de la route directe qu'emprunteront les camions pour partir du dépôt et rejoindre les clients de niveau 1. Par définition, les clients de niveau 2 peuvent être insérés s'ils ne s'éloignent pas trop de cette route directe. Donc les clients de niveau 2 sélectionnés sont ceux qui sont à l'intérieur de ces ellipses.

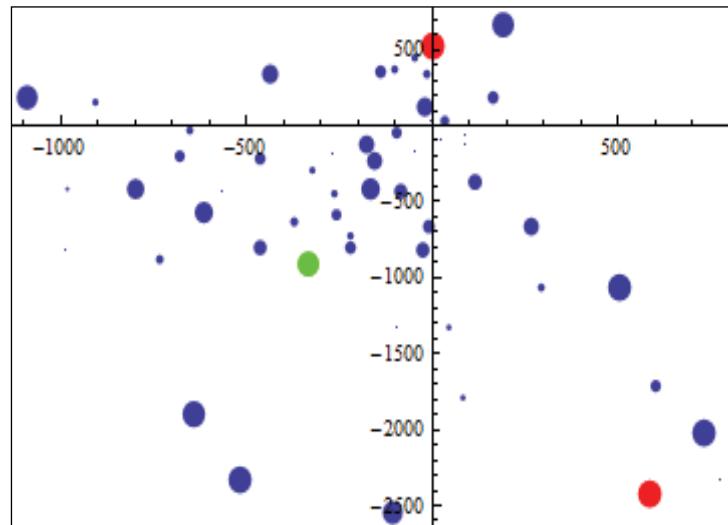


Figure 2.8 Représentation géographique des clients

Une fois les clients répartis, on peut prendre en compte les capacités des camions en ajoutant les niveaux 2 jusqu'à ce que les camions soient pleins (Figure 2.9).

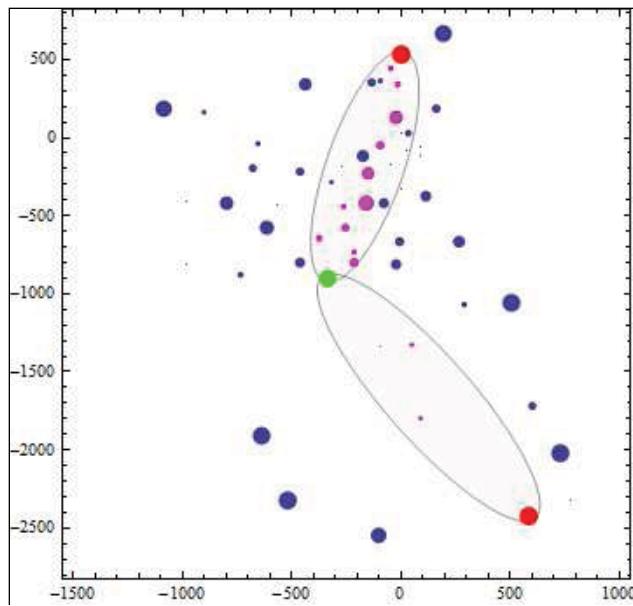


Figure 2.9 Répartition des clients à visiter dans les ellipses

Sur la Figure 2.10, on observe le tracé des ellipses et la sélection des clients de niveau 2 si l'on définit 8 clients de niveau 1.

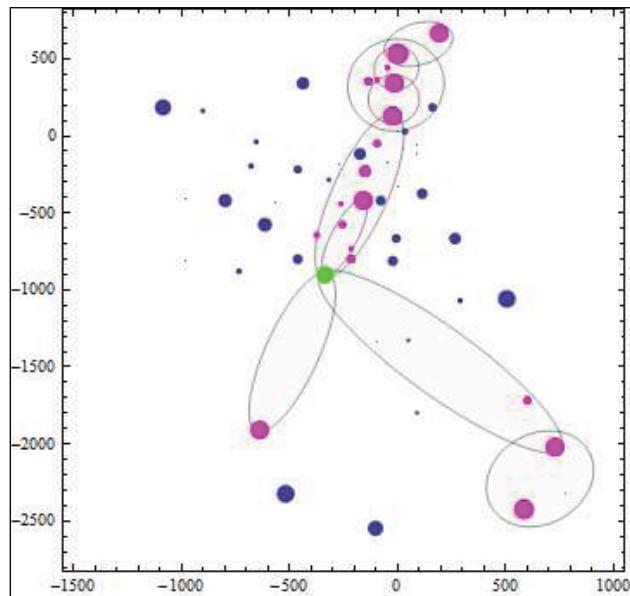


Figure 2.10 Ellipses avec 8 clients de niveau 1

Cette méthode présente l'avantage d'être très graphique, mais elle génère aussi de grandes difficultés. Il est difficile de générer autant de routes que de camions ou bien d'homogénéiser la quantité d'huile que l'on peut collecter sur chaque route. Le principal problème reste la gestion du problème multi-période. Cette procédure de résolution a donc été abandonnée pour se pencher vers un modèle multi-période.

2.2.3 Tri par fonction coût

Dans ce modèle inspiré de Golden *et al.* (1984), comme pour le précédent, les routes sont formées en fonction du nombre de clients de niveau 1 puis au lieu de ne considérer que la proximité par rapport à la route directe entre les clients pour l'ajout des clients de niveau 2, on utilise une fonction coût qui dépend de la distance par rapport aux clients de niveau 1 mais aussi de la vitesse de remplissage du client et de son niveau d'huile.

On peut décomposer la procédure comme ceci :

- Étape 1 : Définir les clients de niveau 1(x) et 2 (i).
- Étape 2 : Regrouper les clients de niveau 1 entre eux en fonction de leur proximité pour avoir autant d'ensembles que de camions (K) car il n'y a pas d'optimisation de l'utilisation de la flotte (voir Principe de la collecte p24). Définir un client par ensemble qui servira de référence géographique pour le calcul de la fonction coût.
- Étape 3 : Calculer autant de fonctions coût pour chaque client de niveau 2 qu'il y a d'ensembles de clients de niveau 1.
- Étape 4 : Pour chaque ensemble, trier les clients de niveau 2 par ordre décroissant de coût.
- Étape 5 : Tronquer ces listes lorsque le coût dépasse un seuil de non-rentabilité.
- Étape 6 : Ajouter les clients de niveau 2 aux ensembles de clients de niveau 1 en respectant les capacités des camions et les coûts minimums tout en s'assurant de ne pas avoir de doublons.
- Étape 7 : Assigner la quantité d'huile à 0 pour les clients sélectionnés pour la période suivante. Retourner à l'étape 1 pour la période suivante.

On peut voir cette procédure de résolution à la Figure 2.11.

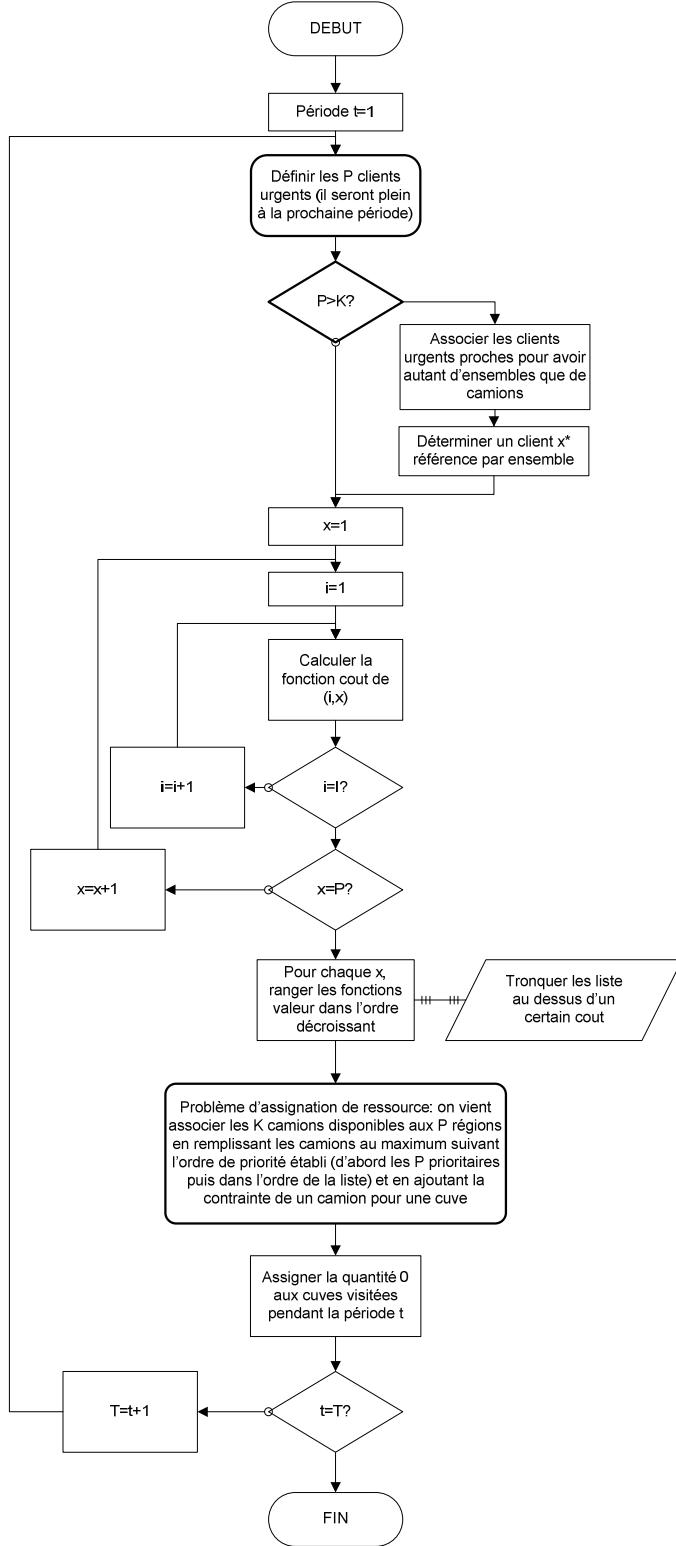


Figure 2.11 Procédure de résolution

Cette procédure a été testée sur MS Excel pour se rendre compte des possibilités d'automatisation. C'est de cette manière que les inconvénients de cette méthode sont ressortis :

- lorsque les clients de niveau 1 sont fortement éloignés, plutôt que d'associer des clients trop distants, il peut être préférable de forcer la visite d'un de ces clients à une période précédente;
- lorsqu'un client de niveau 1 ne possède aucun client de niveau 2 ayant un coût raisonnable à lui associer il aurait été certainement préférable de le visiter à une période précédente également.

Le problème de ces retours en arrière sont qu'ils sont extrêmement arbitraires et par conséquent extrêmement difficiles à automatiser. Ils impliquent aussi de ré-optimiser toutes les périodes suivantes et de retenir les différents résultats pour choisir à quelle période il est le plus intéressant de déplacer un client. On se rend alors compte de la complexité de la programmation de cette méthode, puisqu'il peut être intéressant d'effectuer cette étude de déplacement des visites pour tous les clients. La multi-périodicité est encore une fois un des obstacles à la poursuite du développement de cette méthode.

2.2.4 Programmation entière

2.2.4.1 Logique générale

Afin de prendre en compte directement la multi-périodicité du problème et la minimisation d'une fonction coût qui sont les principales difficultés des deux (2) approches précédentes, il a été décidé de développer un modèle en programmation linéaire en nombres mixtes (*Mixed Integer Linear Programming* ou MILP). De cette façon, on peut avoir l'objectif de minimiser une fonction coût sur un horizon considéré. La littérature recommande de scinder le problème en deux (2) parties distinctes pour pouvoir résoudre le problème dans un temps raisonnable. Étant donné la volonté de l'entreprise de conserver une méthode de travail proche de celle qu'elle possède actuellement, il a été décidé de diviser l'optimisation comme

suit (Campbell et Savelsbergh, 2004) : Une première phase qui va définir les clients à visiter selon les périodes de l'horizon et une seconde qui va attribuer ces clients aux camions et trouver leurs routes (voir Figure 2.12). Ces deux sous-problèmes de l'optimisation seront appelés par la suite phase 1 et phase 2. Ainsi la phase 1 remplace le choix des clients que faisaient les répartiteurs en fonction des fréquences. Cette phase 1, notamment la partie dynamique de remplissage des cuves sera adaptée de Bersani *et al.* (2010).



Figure 2.12 Logique de décomposition du problème

2.2.4.2 Le modèle initial – Phase 1

Ensembles

Nous considérerons les trois (3) ensembles suivants :

$i \in [1, I]$ Ensemble des clients

$k \in [1, K]$ Ensemble des camions

$t \in [1, T]$ Ensemble des périodes

Paramètres

T_{ini} Première période de l'horizon.

H Durée de l'horizon de planification.

Q_i^{cli} Capacité du client i .

S_i^{Cli}	Seuil de sécurité du client i
Q_k^{Cam}	Capacité de la citerne du camion k .
we_t	Indicateur indiquant si le jour t est un jour travaillé.
Q_{it}^+	Vitesse de remplissage de la cuve du client i à la période t .
Q_i^0	Quantité initiale d'huile chez le client i .
$VisCalc_{it}$	Donnée issue de la phase 2 représentant les clients i qui ont été choisis pour être visités à chaque période t .

Variables

γ_{it}	Variable binaire représentant la visite obligatoire d'un client i à la période t .
Niv_{it}	Variable représentant le niveau de la cuve du client i à la période t .
q_{it}	Variable représentant la quantité collectée au client i à la période t .
P_i	Variable représentant la pénalité encourue si on collecte le client i avec une cuve pleine à plus de $\alpha_1\%$.

Dans ce modèle, nous utilisons la variable q_{it} qui permet de renseigner la quantité collectée chez un client. Idéalement, elle devrait être égale au niveau de la cuve du client lorsqu'il est visité car selon la politique de l'entreprise, on doit vider totalement les clients à chaque visite. Or on ne peut pas trouver de contrainte linéaire permettant de spécifier cela. Donc, nous avons laissé libre la valeur de cette variable qui sera toujours inférieure au niveau réel de la cuve du client. C'est la phase 2 de l'optimisation qui spécifiera qu'on vide totalement la cuve du client via la variable $VisCalc_{it}$ (Voir Contraintes).

Fonction-objectif

Dans ce modèle, nous avons voulu intégrer dans la fonction-objectif (2.3), les variables qui influent sur la fonction coût. Ainsi avec différents facteurs de pondérations α , nous tentons de

minimiser le nombre de visites tout en maximisant la quantité d'huile collectée et en minimisant la pénalité encourue si l'on collecte un client au-delà de son seuil de sécurité.

$$\text{Min} \left\{ \sum_{t=T_{ini}}^{T_{ini}+H} \sum_{i=1}^I (\alpha_2 \gamma_{it} - \alpha_3 q_{it}) + \alpha_4 \sum_{i=1}^I P_i \right\} \quad (2.3)$$

Contraintes

La fonction-objectif est soumise aux contraintes suivantes :

$$\forall i, t = T_{ini} \quad Niv_{it} = Q_i^0 \quad (2.4)$$

$$\forall i, t \in]T_{ini}, T_{ini} + H] \quad Niv_{it} = Niv_{it-1} + Q_{it-1}^+ - q_{it-1} \quad (2.5)$$

$$\forall i, t \in [T_{ini}, T_{ini} + H[\quad Niv_{it+1} \leq S_i^{Cli} Q_i^{Cli} + (1 - S_i^{Cli}) Q_i^{Cli} P_i \quad (2.6)$$

$$\forall t \in]T_{ini}, T_{ini} + H] \quad \sum_{i=1}^I q_{it} \leq \alpha_5 \sum_{k=1}^K Q_k^{Cam} \quad (2.7)$$

$$\forall i, \forall t \quad \gamma_{it} \leq we_t \quad (2.8)$$

$$\forall i, \forall t \quad q_{it} \leq M * \gamma_{it} \quad (2.9)$$

$$\forall i, t = T_{ini} \quad \gamma_{it} = VisCalc_{it} \quad (2.10)$$

$$\forall i, t = T_{ini} \quad q_{it} = (Niv_{it} + Q_{it}^+) * VisCalc_{it} \quad (2.11)$$

$$\forall i, \forall t \quad q_{it} \geq 0 \quad (2.12)$$

$$\forall i, \forall t \quad Niv_{it} \geq 0 \quad (2.13)$$

$$\forall i \quad P_i \in \{0,1\} \quad (2.14)$$

$$\forall i, \forall t \quad \gamma_{it} \in \{0,1\} \quad (2.15)$$

Les contraintes (2.4) et (2.5) permettent de modéliser la dynamique des cuves des clients à chaque période. La contrainte (2.6) interdit les clients d'avoir leur cuve pleine au-dessus d'un certain seuil ou alors on encourt une pénalité qu'on cherche à éviter. La contrainte (2.7) est la contrainte de capacité des camions. Le coefficient α_5 est suffisamment sévère pour anticiper le fait évoqué plus tôt que q_{it} est forcément inférieur au niveau réel de la cuve. La contrainte

(2.8) s'assure qu'on ne peut visiter un client que si la période t est un jour ouvrable. La contrainte (2.9) permet de lier les variables réelles et entières. Les contraintes (2.10) et (2.11) permettent de respecter la planification telle que fournie par la deuxième optimisation. En effet, c'est la seconde optimisation qui fournit le résultat sur qui sera réellement visité donc c'est avec ces résultats qu'on peut dire quels clients auront leurs cuves réellement vidées. Ces contraintes ne sont utilisées qu'après une première optimisation « d'initialisation » qui est identique à la phase 1 sans ces deux (2) contraintes. Les contraintes (2.12) à (2.15) sont les contraintes d'intégrité et de non-négativité.

2.2.4.3 Le modèle lissé – Phase 1

Après avoir observé les résultats du premier modèle (voir la partie « Expérimentations »), on s'est aperçu que le nombre de visites et de litres par jour étaient très différents d'un jour à l'autre. Il y avait un phénomène d'accumulation des visites avant et après les fin de semaines qui donnaient des pics le lundi et le vendredi alors que la charge était faible le reste de la semaine. Afin d'éviter ce phénomène et de lisser un peu plus la planification, nous avons retiré l'objectif de maximiser la quantité d'huile collectée mais nous avons donné un objectif nombre de visites par jour duquel il faut s'approcher au maximum. De cette façon, nous aurons un nombre plus stable de clients de niveau 1 par jour et en diminuant ce nombre, nous pourrons réduire le nombre de visites par jour tout en collectant une quantité d'huile qui permet aux clients de ne pas déborder.

Ensembles

Les ensembles pour ce modèle restent les mêmes que pour le précédent.

$i \in [1, I]$ Ensemble des clients

$k \in [1, K]$ Ensemble des camions

$t \in [1, T]$ Ensemble des périodes

Paramètres

Par rapport au modèle précédent, nous avons juste ajouté un paramètre $NbVis_t$, qui spécifie le nombre de visites que l'on souhaite viser pour la période t .

T_{ini}	Première période de l'horizon.
H	Horizon de planification.
Q_i^{Cli}	Capacité du client i .
S_i^{Cli}	Seuil de sécurité du client i
Q_k^{Cam}	Capacité de la citerne du camion k .
$NbVis_t$	Nombre de visites souhaité par jour t .
we_t	Indicateur indiquant si le jour t est un jour travaillé.
Q_{it}^+	Vitesse de remplissage de la cuve du client i à la période t .
Q_i^0	Quantité initiale d'huile chez le client i .
$VisCalc_{it}$	Donnée issue de la phase 2 représentant les clients i qui ont été choisis pour être visités à chaque période t .

Variables

Les variables restent les mêmes que précédemment :

γ_{it}	Variable binaire représentant la visite obligatoire d'un client i à la période t .
Niv_{it}	Variable représentant le niveau de la cuve du client i à la période t .
q_{it}	Variable représentant la quantité collectée au client i à la période t .
P_i	Variable représentant la pénalité encourue si on collecte le client i avec une cuve pleine à plus de $\alpha_1\%$.

Fonction-objectif

Pour viser un nombre de visites par jour, nous avons décidé d'avoir comme objectif de minimiser pour chaque période la valeur absolue entre la valeur cible et le nombre de visites.

Cette fonction objectif, bien que non-linéaire, a pu être modélisée comme telle sur ILOG CPLEX sans problème.

$$\text{Min} \left\{ \sum_{t=T_{ini}}^{T_{ini}+H} \left| NbVis_t - \sum_{i=1}^I \gamma_{it} \right| + \alpha_3 \sum_{i=1}^I P_i \right\} \quad (2.16)$$

Contraintes

Les contraintes de ce modèle sont les mêmes que celles du premier modèle de (2.4) à (2.15).

2.2.4.4 Phase 2

La phase 2 a pour rôle de forcer la visite et la vidange complète de tous les clients de niveau 1 en les répartissant parmi tous les camions de la flotte en respectant la capacité de ces camions. Elle y ajoute aussi les clients de niveau 2 en prenant en compte la capacité et une indication de la distance de la route que les camions pourraient parcourir. Elle fournit ensuite via une variable *VisCalc* la liste des clients qui doivent être considérés comme vidés pour la période suivante (pour la phase 1).

Ensembles

Les ensembles de la seconde optimisation sont sensiblement les mêmes que ceux de la première, à la différence de l'ensemble des clients qui est réduit à l'addition des clients de niveau 1 et 2. Le fait que cette optimisation n'est réalisée que pour une (1) période à la fois supprime l'ensemble des périodes, cela signifie que dans le modèle, t est fixé.

$i^* \in I^* \subset [1, I]$ Ensemble des clients qui sont de niveaux 1 et 2.

$k \in [1, K]$ Ensemble des camions.

Paramètres

Q_k^{Cam} Capacité de la citerne du camion k .

γ_{it}	Indicateur binaire représentant la visite obligatoire d'un client i à la période t (issu de la phase 1).
$Q_{it} = Niv_{it} + q_{it}^+$	Indicateur représentant la quantité dans la cuve avant la collecte du client i à la période t (issu de la phase 1).
$N3_{it}$	Indicateur signifiant si le client i est de niveau 3 à la période t .
D_{ij}	Distance entre le client i et le client j .

Variables

γ_{ikt} Variable de décision binaire représentant la visite du client i par le camion k à la période t .

Fonction objectif

$$\text{Min} \left\{ \sum_{k=1}^K \left[\alpha_8 \sum_{i \in I^*} \sum_{j \in I^*} \gamma_{ikt} \gamma_{jkt} D_{ij} - \alpha_6 \sum_{i \in I^*} \gamma_{ikt} Niv_{it} \right] \right\} \quad (2.17)$$

La fonction-objectif non-linéaire (2.17) cherche ici à minimiser une distance globale des routes entre tous les clients visités par un même camion tout en maximisant la quantité d'huile collectée. Les facteurs α devant chaque terme permettent de configurer cette optimisation multicritère.

Contraintes

$$\forall i \quad \sum_{k=1}^K \gamma_{ikt} \geq \gamma_{it} \quad (2.18)$$

$$\forall i \quad \sum_{k=1}^K \gamma_{ikt} \leq 1 - N3_{it} \quad (2.19)$$

$$\forall i \quad \sum_{k=1}^K \gamma_{ikt} \leq 1 \quad (2.20)$$

$$\forall k \quad \sum_{i \in I^*} \gamma_{ikt} \geq 1 \quad (2.21)$$

$$\forall k \quad \sum_{i \in I^*} \gamma_{ikt} Q_{it} \leq \alpha_7 Q_k^{Cam} \quad (2.22)$$

$$\forall i \quad VisCalc_{it} = \sum_{k=1}^K \gamma_{ikt} \quad (2.23)$$

$$\forall i, \forall k \quad \gamma_{ikt} \in \{0,1\} \quad (2.24)$$

Les contraintes (2.18) et (2.19) obligent respectivement à visiter les clients de niveau 1 et à ne pas visiter les clients de niveau 3 pour chaque période. La contrainte (2.20) permet de s'assurer que les clients ne peuvent être visités que par un seul camion. La contrainte (2.21) oblige tous les camions à quitter le dépôt. La contrainte (2.22) permet de prendre en compte la capacité de chaque camion. La contrainte (2.23) agglomère les visites pour fournir une indication à la première optimisation. La contrainte (2.24) est la contrainte d'intégrité.

2.2.4.5 Le modèle utilisé

Finalement, l'entreprise souhaite conserver un fonctionnement encore plus proche de ce qui se faisait avant. Au lieu d'avoir une planification au jour le jour, elle souhaite juste avoir les visites à réaliser pour une semaine (avec une indication des jours). Ce sont les répartiteurs qui se chargeront de lisser la charge de visites par jour, minimiser la pénalité manuellement ainsi que s'assurer du respect de la capacité des camions. Cela revient à leur fournir une liste des clients qui atteignent leur seuil de sécurité durant la semaine considérée. Logiquement, ils ne veulent pas qu'un client ait plusieurs visites planifiées dans la même semaine. Cela entraîne de grandes simplifications dans le modèle mais modifie aussi la procédure de résolution puisqu'au lieu d'avancer l'horizon jour après jour, on peut le faire semaine après semaine et la phase 2 n'a plus d'utilité car l'attribution des camions ainsi que le choix des routes restent à la charge des répartiteurs. De plus, la phase 2 nécessite de lancer l'optimisation de la phase 1 période après période et non semaine après semaine. L'entreprise ayant certaines

contraintes d'organisation du travail, il a été choisi de réaliser l'optimisation le vendredi matin pour la semaine suivante.

Indices utilisés

Comme l'horizon sera déplacé semaine après semaine et l'optimisation réalisée le vendredi, il faut réattribuer les indices de temps. Au lieu de lire les résultats de la phase 2 seulement pour le premier jour de l'horizon comme dans les modèles précédents, nous lirons ces valeurs du lundi au jeudi (soit 11 jours), ce sera la « période lue » (PL) délimitée par les indices T_{ini} et T_{calc} . Ensuite la période optimisée sera du lundi au dimanche suivant, ce sera la « période optimisée » (PO) qui se termine par T_{fin} . Entre le vendredi et le lundi, nous ne pouvons pas avoir d'information sur ce qui sera exactement fait : c'est une « zone incertaine » (ZI).

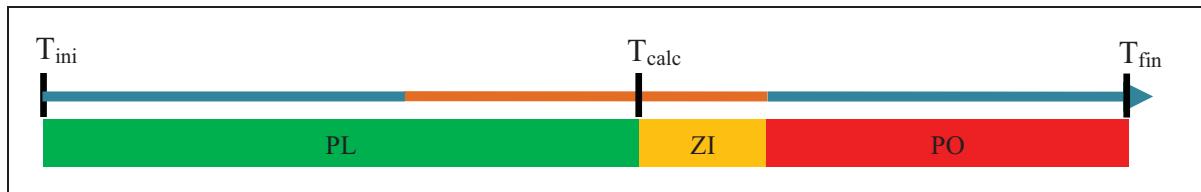


Figure 2.13 Indices utilisés

Pour l'instant cette « zone incertaine » incluant le vendredi et la fin de semaine sert à l'entreprise pour insérer les routes fournies par l'optimisation dans leur base de données, imprimer les bons de visite correspondants, les envoyer aux répartiteurs pour qu'ils soient répartis par jour et par camion. Seule la journée du vendredi pose problème, car l'entreprise ne collecte pas d'huile en fin de semaine (sauf en de rares cas). De nombreux éléments de cette chaîne sont réalisés manuellement et pourraient être facilement supprimés ou améliorés (insertion, impression, envoi par coursier). Tant que ces changements de procédures internes ne seront pas effectués, la zone incertaine perdurera et les désagréments qu'elle entraîne aussi. En effet, dans cette zone, les clients ont été optimisés et transmis la semaine d'avant. Mais on n'a aucune information si ces clients ont vraiment été visités lorsque l'on fait la

seconde optimisation. Nous sommes partis du principe qu'ils seront visités à la date prévue. Et une fois ce choix fait, trois (3) cas de figures se présentent :

- le client sera effectivement visité le vendredi, soit après la seconde optimisation. Dans ce cas, il n'y a pas de problème, le modèle est conçu pour fonctionner de cette manière;
- le client a été visité avant le vendredi. Dans ce cas le programme d'optimisation va considérer qu'il a été visité deux fois, la première fois correspondant à la visite réelle et la seconde, celle qui était prévue. Cela entraîne donc un décalage dans le niveau de la cuve du client puisque celui-ci est remis à zéro lors de la visite prévue. Toutefois cet écart ne peut dépasser 5 jours de vitesse de remplissage, c'est donc peu préjudiciable sauf pour des clients avec de fortes vitesses de remplissage et/ou de petites capacités;
- le client ne sera pas visité. Dans ce cas le client est, selon le modèle, en surcapacité. Mais il ne peut pas être re-planifié tant qu'on n'a pas l'information de sa non-visite. Information qui ne viendra que la semaine suivante donc pour la planification de la semaine encore suivante. Donc ce client qui n'a pas été visité et qui est censé déborder ne pourra être re-planifié que deux semaines plus tard.

Pour limiter ces problèmes, il est donc important si ce n'est de supprimer cette zone incertaine, de la réduire au maximum en effectuant toutes les tâches de répartition pendant la fin de semaine.

Voilà comment sont calculés pour l'instant les indices :

T_{ini} donné

$$T_{calc} = T_{ini} + H + 4$$

$$T_{fin} = T_{calc} + 2 + H$$

Ensembles

On peut retirer l'ensemble des camions pour ce modèle car comme les visites ne seront pas forcément effectuées le jour où elles sont prévues, il est donc inutile de considérer la capacité des camions.

$i \in [1, I]$ Ensemble des clients.

$t \in [1, T]$ Ensemble des périodes.

Paramètres

T_{ini} Première période de l'horizon.

T_{calc} Première période de l'horizon.

T_{fin} Première période de l'horizon.

Q_i^{cli} Capacité du client i .

S_i^{cli} Seuil de sécurité du client i

we_t Indicateur indiquant si le jour t est un jour travaillé.

Q_{it}^+ Vitesse de remplissage de la cuve du client i à la période t .

Q_i^0 Quantité initiale d'huile chez le client i .

$VisCalc_{it}$ Donnée issue de la phase 2 représentant les clients i qui ont été choisis pour être visités à chaque période t .

Variables

Les variables restent les mêmes que précédemment :

γ_{it} Variable binaire représentant la visite obligatoire d'un client i à la période t .

Niv_{it} Variable représentant le niveau de la cuve du client i à la période t .

q_{it} Variable représentant la quantité collectée au client i à la période t .

Fonction objectif

$$\text{Min} \left\{ \sum_{t=T_{\text{calc}}}^{T_{\text{fin}}} \sum_{i=1}^I \gamma_{it} \right\} \quad (2.25)$$

Contraintes

$$\forall i, t = T_{\text{ini}} \quad Niv_{it} = Q_i^0 \quad (2.26)$$

$$\forall i, t \in [T_{\text{ini}}, T_{\text{fin}}] \quad Niv_{it} = Niv_{it-1} + Q_{it-1}^+ - q_{it-1} \quad (2.27)$$

$$\forall i, t \in [T_{\text{calc}}, T_{\text{fin}}] \quad Niv_{it+1} \leq S_i^{\text{cli}} Q_i^{\text{cli}} \quad (2.28)$$

$$\forall i, t \in [T_{\text{calc}}, T_{\text{fin}}] \quad \gamma_{it} \leq we_t \quad (2.29)$$

$$\forall i, \forall t \quad q_{it} \leq M \gamma_{it} \quad (2.30)$$

$$\forall i, t \in [T_{\text{ini}}, T_{\text{calc}}[\quad \gamma_{it} = VisCalc_{it} \quad (2.31)$$

$$\forall i, t \in [T_{\text{ini}}, T_{\text{calc}}[\quad q_{it} = (Niv_{it} + Q_{it}^+) * VisCalc_{it} \quad (2.32)$$

$$\forall i, \forall t \quad q_{it} \geq 0 \quad (2.33)$$

$$\forall i, \forall t \quad Niv_{it} \geq 0 \quad (2.34)$$

$$\forall i, \forall t \quad \gamma_{it} \in \{0,1\} \quad (2.35)$$

$$\forall i \quad \sum_{t=T_{\text{calc}}}^{T_{\text{fin}}} \gamma_{it} \leq 1 \quad (2.36)$$

Les contraintes n'ont pas beaucoup changées, seules les bornes ont été modifiées pour prendre en compte les périodes lues, incertaines et optimisées. La contrainte de capacité du camion a disparue et une nouvelle contrainte est apparue, la contrainte (2.36) qui spécifie que sur la période planifiée on ne peut pas avoir plus d'une visite par client. La contrainte (2.28) n'agit pas sur le premier jour de la période planifiée, ainsi si des clients ont été laissés de côté et dépassent leur seuil de sécurité, le modèle fonctionne tout de même et planifie tous ces clients dès le premier jour.

2.3 Automatisation de la résolution des modèles développés

2.3.1 Procédure pour les modèles initiaux

Les modèles initiaux en deux (2) phases nécessitent une résolution période par période en enchaînant successivement les deux (2) phases d'optimisation. Afin de gagner en efficacité de la prévision, il faut choisir un horizon suffisamment grand pour la phase 1 de sorte à pouvoir anticiper les hautes périodes et à ne pas arriver à des périodes où il n'y a plus de capacité de collecte. Cela entraînerait une erreur du programme (non-respect de la contrainte de capacité des camions). D'un autre côté, il faut aussi que l'horizon soit suffisamment réduit pour conserver un temps de calcul raisonnable car ce calcul sera à relancer autant de fois que l'on veut optimiser de journées sans compter le temps de calcul nécessaire à la phase 2. Il est apparu qu'un horizon de 20 à 30 jours était un choix acceptable. En effet les résultats présentés dans la partie « Expérimentations » utilisent, sauf mention contraire, des horizons dans ces bornes et ont été résolus dans des temps de quelques heures seulement.

La procédure fonctionne telle que présentée à la Figure 2.14 : Il faut définir une période finale où l'optimisation s'arrêtera. Ensuite, le programme va lire dans la table paramètre les informations sur la date de début d'optimisation ainsi que l'horizon, puis s'ensuit une phase d'initialisation où l'on résout la phase 1 du problème sans les contraintes de lecture de la première période. En effet, comme la phase 2 n'a pas encore été exécutée, il n'y a pas de renseignement sur les visites choisies à recopier dans la phase 1. Une fois cette phase d'optimisation réalisée, le programme peut lancer la phase 2 sur la période initiale puis ré-exécuter la phase 1 normalement puisque les visites ont été optimisées. Ensuite, on ré-exécute cette boucle jusqu'à arriver à la période de fin d'optimisation en incrémentant d'une période à la fois.

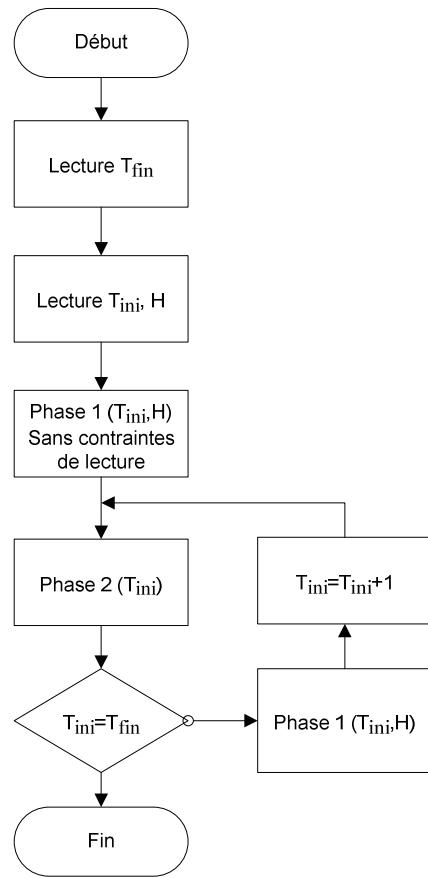


Figure 2.14 Procédure opérationnelle pour les premiers modèles

2.3.2 Résolution sur un an pour les modèles initiaux

Pour pouvoir fournir des résultats parlants rapidement et valider les modèles ainsi que calculer les indices de performance, il faut pouvoir déterminer une planification annuelle. Pour cela une autre procédure a été utilisée (Figure 2.15). On choisit de ne pas utiliser la phase 2 pour gagner du temps. On va simplifier cette phase en recopiant simplement les visites prévues (γ_{it}) comme étant les visites réellement effectuées ($VisCalc_{it}$). De la même manière que précédemment, il est important de choisir un horizon suffisamment grand, mais cette fois-ci n'ayant plus à considérer le temps de calcul de la phase 2 et en gardant à l'idée que cette procédure ne sera pas utilisée de manière opérationnelle, on peut augmenter l'horizon. Néanmoins, la limite reste la mémoire vive disponible car plus on augmente l'horizon plus on augmente le nombre de valeurs à conserver en mémoire, ainsi il est difficile

de dépasser un horizon de 80 jours avec un ordinateur possédant 8 gigaoctet de mémoire vive. Le programme va être exécuté jour après jours mais lorsqu'il arrivera à une période t telle que $t+H$ sorte de l'horizon défini dans la base de données, le programme ne pourra plus continuer à moins d'ajouter des périodes de l'année 2012 dans la base de données. Dans ce cas, nous choisissons d'arrêter à ce moment-là et de considérer que les visites planifiées seront bien effectuées. Par contre, le niveau des cuves ne sera pas remis à zéro pour ces visites car la phase 1 n'aura pas pu effectuer son analyse.

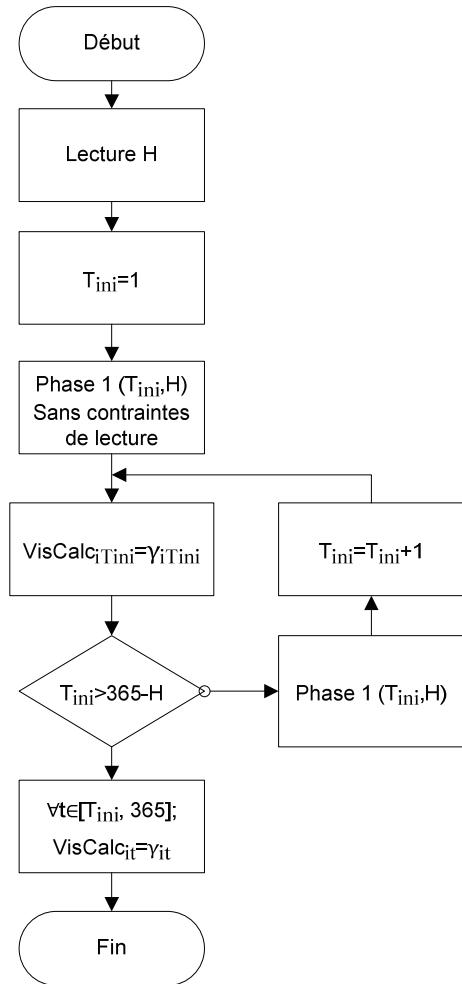


Figure 2.15 Procédure de résolution sur un an pour les modèles initiaux

2.3.3 Procédure pour le modèle utilisé

Dans la procédure opérationnelle utilisée (voir Figure 2.16), la lecture de la période initiale de l'horizon, la simplification de la phase 2 et l'initialisation sont intégrées au code ILOG (voir ANNEXE I). Nous utilisons le paramètre *Premiere* qui permet de savoir si nous sommes en phase d'initialisation. En revanche, cette optimisation s'effectue semaine par semaine donc est plus rapide et nécessite une limite de semaine à optimiser (appelé N_{obj}).

Cette limite permet de pouvoir anticiper les visites sur plusieurs semaines. Toutefois, à la fin de l'optimisation, la période initiale n'est incrémentée que d'un horizon (7 jours ici) en utilisant la variable T_{sauv} . Cela permet de réintégrer les visites telles qu'elles ont été réellement effectuées sur le terrain car la « période lue » ne comprend que la semaine précédant T_{ini} .

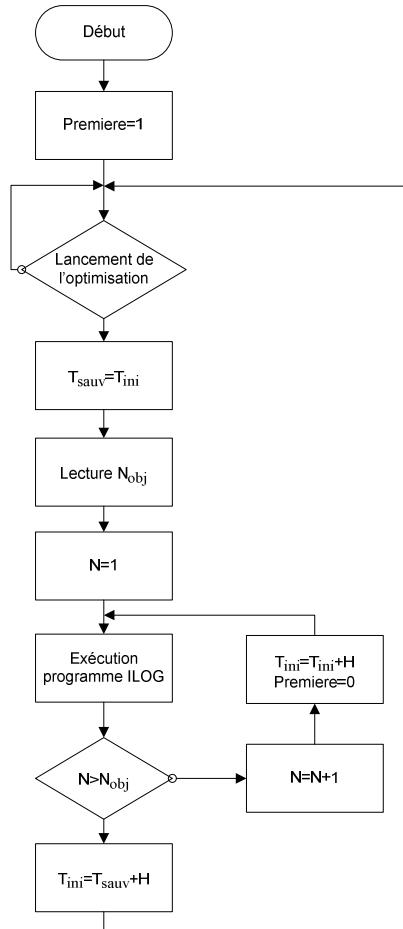


Figure 2.16 Procédure utilisée

2.4 Conclusion

Grâce à l'historique de l'année 2010, des vitesses de remplissage ont été déterminées pour chaque client.

Après plusieurs modèles développés, celui qui a été retenu est un modèle en programmation entière qui déterminera pour une semaine les clients qui sont à visiter afin qu'ils soient visités lorsque leur cuve atteint un niveau prédéfini. Ensuite ce sera aux répartiteurs d'affecter ces clients aux différents camions de la flotte et selon les jours de la semaine afin de lisser la charge de travail et minimiser la distance parcourue.

Afin d'automatiser ce modèle, une procédure permettant de réaliser l'optimisation sur plusieurs semaines tout en réintégrant les informations issues des visites réellement effectuées a été développée ce qui permet de se projeter dans le futur et de réaliser des prévisions à long terme.

CHAPITRE 3

EXPÉRIMENTATIONS

3.1 Introduction des indicateurs de performance

Afin de comparer les performances des différents modèles entre eux ainsi qu'avec l'historique des visites et en accord avec l'entreprise, il a été défini que les indicateurs de performance suivant allaient être utilisés (Tableau 3.1) :

- le ratio entre la quantité d'huile collectée et le nombre de visites effectuées. Ce facteur qu'il faudra tenter de maximiser permet de renseigner sur la rentabilité de la collecte. En effet, la maximisation de cet indicateur signifie qu'on collecte le maximum d'huile tout en visitant le moins possible les clients;
- la proportion de clients qu'on visite avec une cuve pleine à 80% est un indicateur qui permet de quantifier l'efficacité de la planification car on fixe l'objectif de visiter les clients entre 80 et 90 % de remplissage de leur cuve dépendamment des caractéristiques des clients. Donc, si un maximum de clients est visité entre 80 et 90 %, cela signifie que l'objectif fixé est rempli;
- la proportion de clients qu'on visite avec une cuve vide ou remplie à moins de 10 % est un indicateur de l'inefficacité du système car des visites ont été réalisées loin de l'objectif;
- la proportion de clients visitée en surcapacité qui doit être éliminée car ces visites entraînent des surcoûts prohibitifs et impactent aussi fortement l'image de marque de la société tant sur le sérieux de l'entreprise que sur l'aspect environnemental que peut avoir un débordement;
- un dernier facteur directement relié au dernier est la diminution du nombre d'appels d'urgence. En effet, si les clients appellent pour planifier une visite, c'est soit parce que leur cuve déborde, soit parce qu'aucune fréquence de visite n'avait été établie pour eux. Or, le concept de fréquence ayant été supprimé, seul le premier cas de figure se présente donc ce facteur est équivalent au précédent.

Tableau 3.1 Indices de performance

Nom	Représente	Objectif
IP1	Quantité moyenne d'huile collectée par visite.	Augmentation
IP2	Proportion des visites chez un client avec un niveau de cuve inférieur à 10 % de sa capacité	Réduction maximale
IP3	Proportion des visites chez un client lorsque le niveau de sa cuve atteint 80 %	Maximisation
IP4	Proportion de visites chez un client avec un niveau de cuve supérieur à 100%	Suppression

3.2 Le modèle initial

Dans ce modèle, nous cherchons à minimiser le nombre de visites tout en maximisant la quantité d'huile collectée pour l'année entière. Donc, nous utilisons un horizon le plus long possible que l'on déplace pour couvrir l'année entière. Les facteurs de pondération pour le nombre de visites et la quantité d'huile ont été réglés de manière à avoir un coût équivalent si l'on collecte 123 000 L d'huile en visitant 125 clients par jour. Ces paramètres ont été définis en utilisant les moyennes calculées avec l'historique de 2010. En utilisant ces valeurs, nous pourrons comparer plus facilement les résultats que nous obtiendrons par rapport à l'historique. Cela signifie qu'on vise un objectif similaire en termes d'IP1 tout en étant plus efficace sur les autres indices. Bien sûr dans une optique opérationnelle, ces indices seraient révisés grâce à une analyse de sensibilité. L'essai a été réalisé en utilisant des horizons de 50 jours et la procédure définie plus tôt.

Pour observer les résultats, nous utiliserons deux (2) graphiques, la quantité d'huile collectée ainsi que le nombre de visites par jour (Figure 3.1 et Figure 3.2).

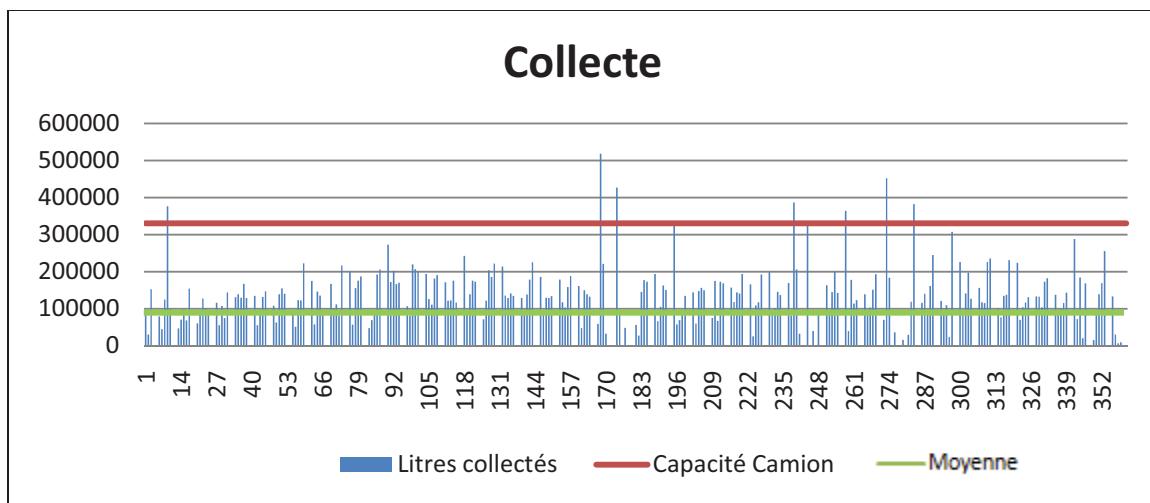


Figure 3.1 Quantité d'huile collectée pour le premier modèle

En observant ce premier graphique, ce qui saute aux yeux, hormis les fortes variations entre les jours, c'est que certaines périodes ne sont pas réalisables. Elles ont plus d'huile à collecter que de capacité disponible dans les camions. Cela est dû au modèle qui est censé recevoir les visites optimisées de la phase 2 qui elle, se charge du respect de la capacité. Ce n'est donc pas un problème qu'on rencontrera lors de la planification au jour le jour. Ce que l'on peut remarquer aussi, est le fait que la saisonnalité n'apparaît pas de manière importante (en excluant les pics).

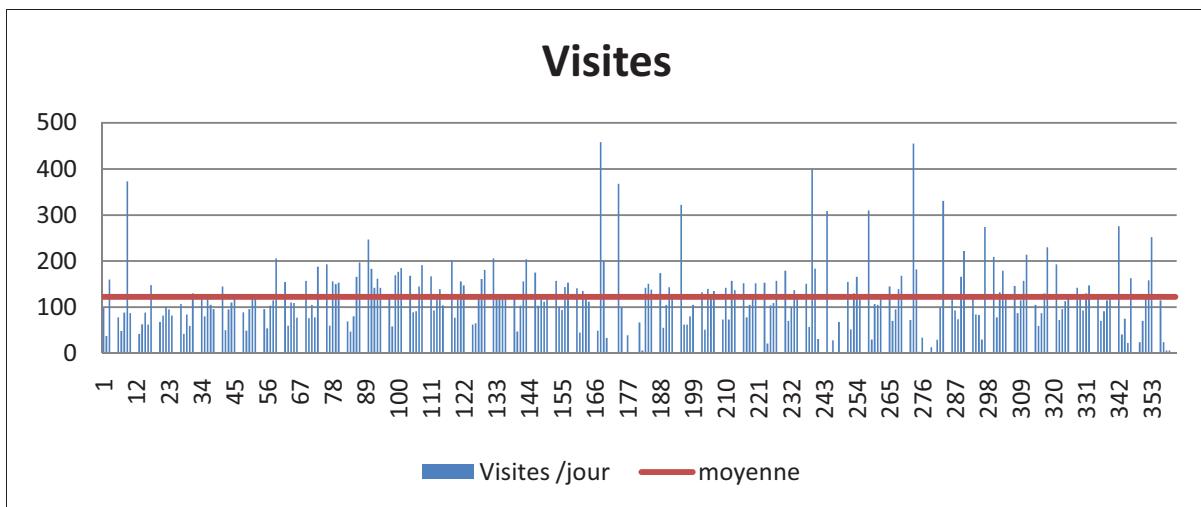


Figure 3.2 Nombre de visites pour le premier modèle

En observant le second graphique, on constate aussi que le nombre de visites varie beaucoup d'un jour à l'autre. Il peut atteindre 20 comme il peut atteindre 450 clients de niveau 1 par jour. Mais néanmoins on peut remarquer qu'en moyenne il y a 122 clients de niveau 1 par jour, ce qui est un chiffre raisonnable si l'on se rappelle que la phase 2 est ensuite chargée d'y ajouter des clients de niveau 2.

Si l'on compare ces résultats avec ceux de l'année 2010, on réalise que les résultats sont beaucoup moins constants que ce qui se faisait avant (trop de variation de charge d'un jour à l'autre) il sera donc quasi-impossible de réaliser les routes issues d'une telle optimisation. De plus, avec cette optimisation, nous avons un IP1 de 927 L/Visite, soit une diminution de 5,6 % car en 2010 ce chiffre était à 982 L/Visite, ce qui va à l'encontre des objectifs fixés. Cela n'est pas forcément mauvais signe car cette diminution s'explique par le fait que lors de l'année 2010 de nombreuses visites ont été effectuées alors que le client était en état de débordement (17,5 %) donc pour ces visites l'entreprise a collecté beaucoup d'huile en une seule visite. Or ce cas ne peut pas se présenter avec le modèle développé, les débordements sont anticipés. On collecte donc moins d'huile par visite, ce qui explique la légère diminution de l'IP1 qui est à l'encontre des objectifs fixés. C'est pour cela qu'a été développé le modèle lissé, afin d'avoir une charge de travail plus stable et aussi de permettre une augmentation de l'IP1.

Tableau 3.2 Analyse des résultats du premier modèle

Année	IP1	Gain
2010	982 L/Visite	
2011	927 L/Visite	-5,6 %

3.3 Le modèle lissé

Comme expliqué auparavant, ce modèle a pour objectif d'approcher au maximum le nombre de visites par jour d'un indicateur défini auparavant et en tirant ce nombre vers le bas, on devrait être en mesure d'augmenter la quantité d'huile collectée par visite (IP1).

3.3.1 Première optimisation

Pour la première optimisation, nous n'avons pas voulu réduire drastiquement le nombre de visites par jour, l'objectif fixé a donc été le nombre moyen de visite calculé par la dernière optimisation soit 122 visites par jour, ce qui est un peu moins que la moyenne de 2010 qui était de 125 visites par jour. Les paramètres de calculs et la procédure utilisée restent les mêmes que pour la précédente optimisation. Nous utiliserons aussi les mêmes graphiques, soit la Figure 3.4 pour le nombre de visites par jour et la Figure 3.3 pour la quantité collectée par jour.

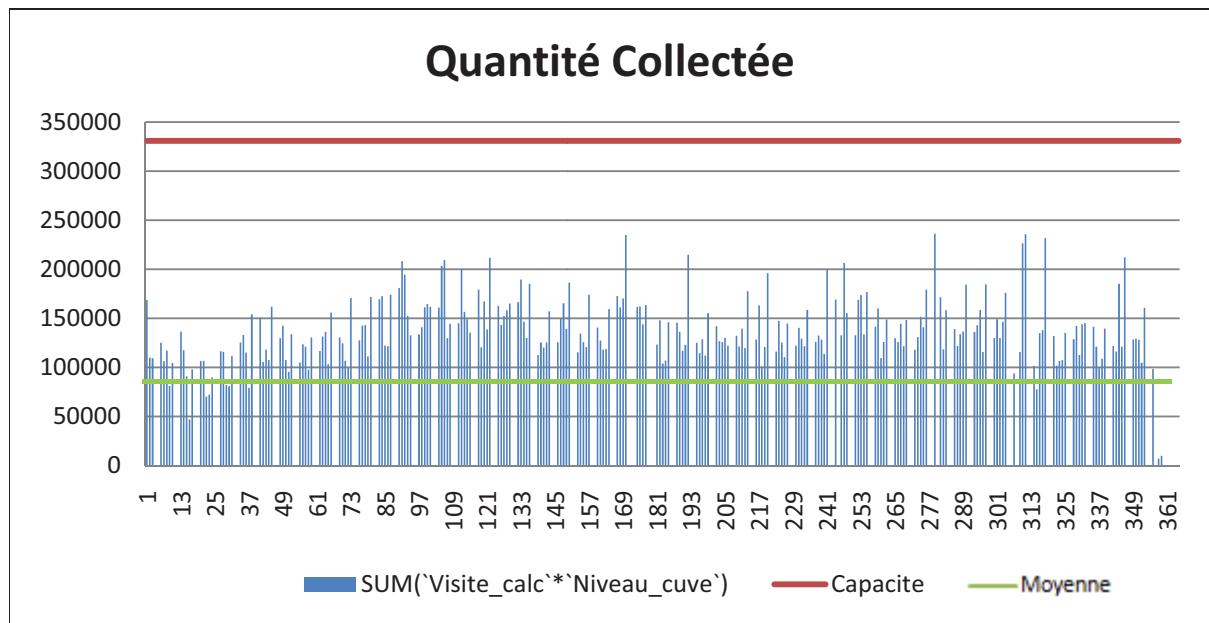


Figure 3.3 Quantité collectée pour le modèle lissé 1

En termes de quantité collectée, nous retrouvons une forme qui ressemble plus à ce qui s'est fait en 2010. De plus, il n'y a plus de problèmes de surcapacité. On peut donc supposer que ces résultats seront plus exploitables pour une application réelle.

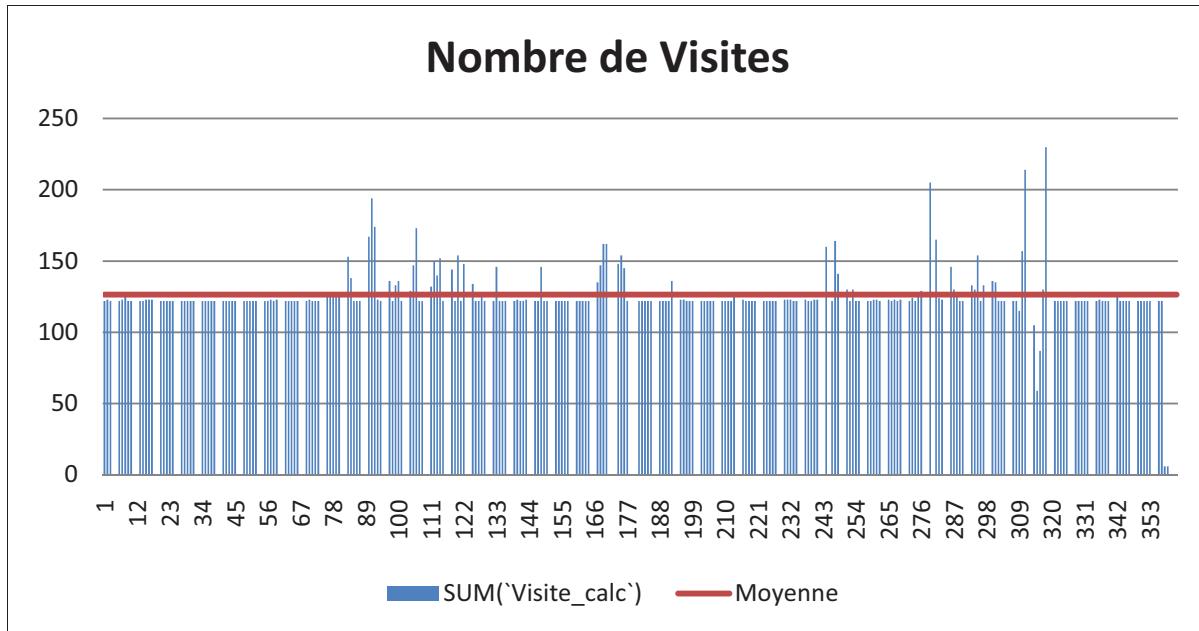


Figure 3.4 Nombre de visites pour le modèle lissé 1

Là où l'on peut constater l'efficacité du modèle c'est sur le graphique du nombre de visites par jour (Figure 3.4) où l'on constate que l'objectif de 122 visites est respecté la majeure partie du temps sauf en de rares occasions se situant au niveau des fortes saisons. Concernant l'étude de l'IP1, on arrive à une valeur de 905 L/Visite ce qui est encore plus faible que la précédente optimisation puisqu'on arrive à une réduction de 7,8% par rapport à 2010. Cela s'explique par le fait que pour cette dernière optimisation, l'objectif a été la moyenne de la précédente, et on peut remarquer à la Figure 3.4 que bien souvent on a tendance à réaliser le même nombre de visites ou plus que l'objectif fixé, cela a pour conséquence directe d'augmenter la valeur du nombre de visites moyen par jour. Pour la seconde optimisation utilisant ce modèle nous allons donc diminuer légèrement l'objectif pour analyser l'impact sur l'IP1.

Tableau 3.3 Analyse des résultats du modèle lissé 1

Année	IP1	Gain
2010	982 L/Visite	
2011	905 L/Visite	-7,8%

3.3.2 Deuxième optimisation

Pour ce deuxième essai, il a été décidé de diminuer légèrement la valeur de l'objectif de 2,5 % par rapport à l'optimisation précédente à 119 visites par jour. Toutes les autres conditions de l'essai sont restées les mêmes.

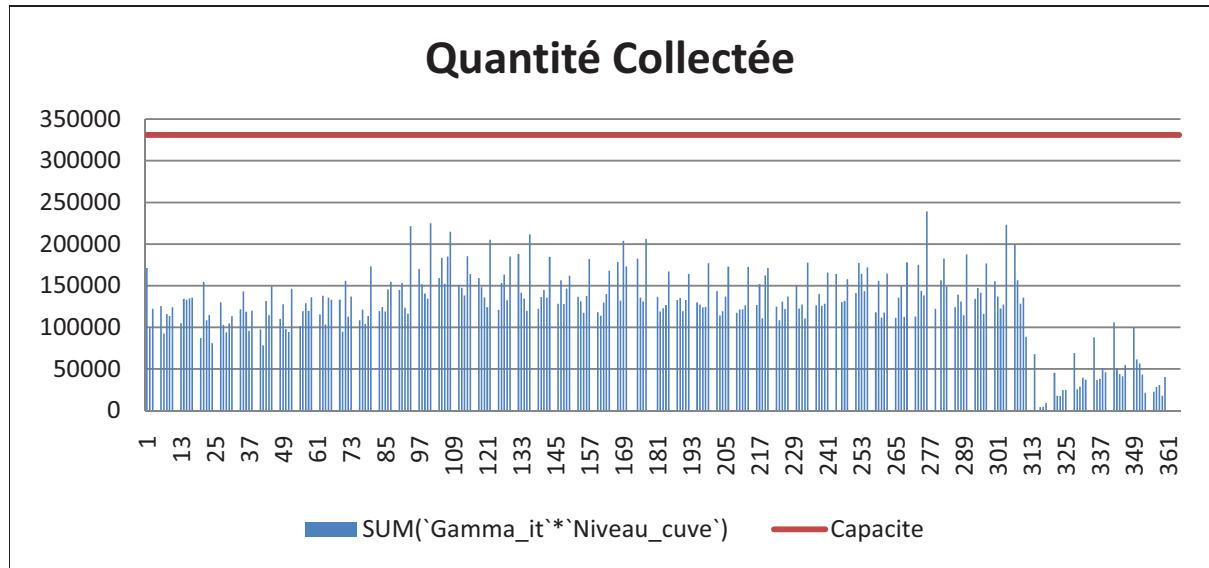


Figure 3.5 Quantité collectée pour le modèle lissé 2

On peut constater sur les deux (2) graphiques, Figure 3.5 et Figure 3.6 que pour la majeure partie de l'année, l'optimisation se déroule comme pour la précédente, l'objectif est bien respecté sauf pour quelques périodes où les quantités d'huile à collecter sont fortes. Mais à partir de la période 315, il y a une chute du nombre de visites et de la quantité d'huile collectée. Cela s'explique facilement. Pour cette période, le programme ILOG a stoppé avant de trouver une solution réalisable à cause de la limite de temps accordé pour un calcul qui était de 500 secondes. Cette limite avait été choisie pour conserver une procédure d'optimisation sur l'année qui ne soit pas trop longue à calculer (maximum 50 h mais dans les faits 8 h). Par conséquent, il n'y a pas eu de solution à recopier dans la base de données et les niveaux de cuves ont tous été remis à zéro. Il est donc impossible d'analyser ces résultats. On peut soit augmenter le temps de calcul autorisé sans l'assurance de trouver une solution ou alors on peut choisir de moins contraindre le modèle par endroit. Nous allons étudier ces deux (2) pistes lors des prochains essais.

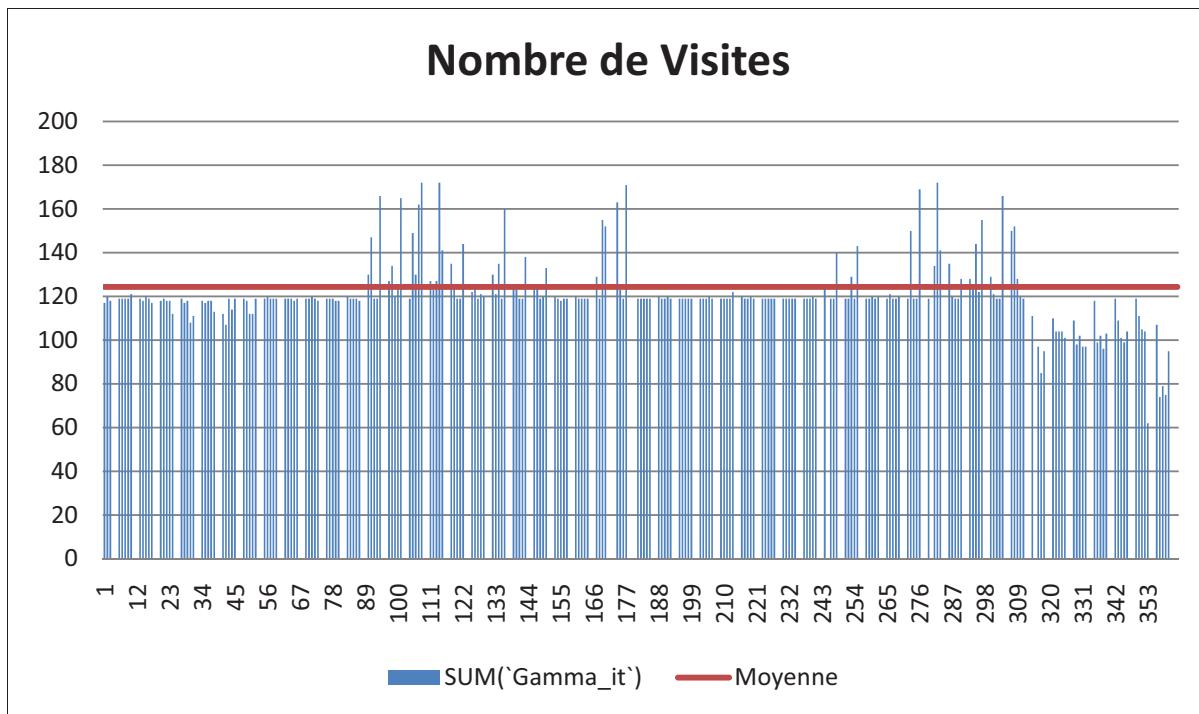


Figure 3.6 Nombre de visites pour le modèle lissé 2

3.3.3 Troisième optimisation – NbVis variable

Si au bout de 500 secondes le programme n'a pas trouvé de solution, c'est que le modèle est trop contraint dans le sens où l'objectif de nombre de visites fixé par jour est trop difficile à atteindre. Afin de ne pas trop contraindre le problème tout en permettant de maintenir un nombre de visites par jour maîtrisé, nous avons permis à l'objectif de visites par jour de varier au cours du temps. Ainsi, lors des périodes creuses, on peut le diminuer et l'augmenter lors des périodes hautes. Pour ce faire, nous avons sensiblement modifié le modèle lissé afin que $NbVis$ dépende du temps. Nous avons ensuite attribué des valeurs entre 115 et 125 visites par jour à ce paramètre en fonction des périodes hautes ou basses (voir Figure 3.7).

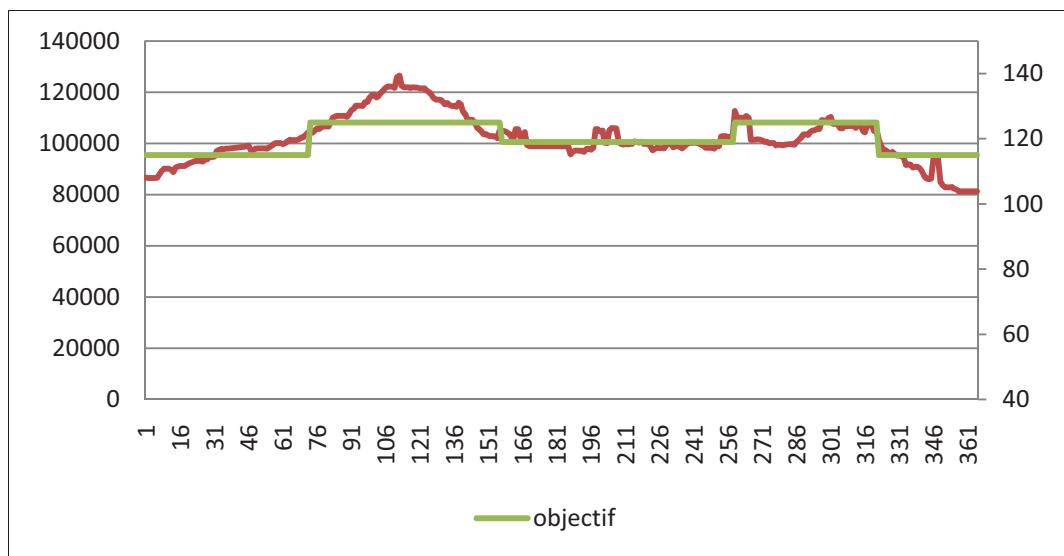


Figure 3.7 Objectif de nombre de visites en fonction des saisonnalités

On constate sur la Figure 3.9 que la consigne est bien respectée, sauf lors de quelques périodes en haute saison et il n'y a pas d'arrêt du programme en cours d'optimisation. Nous pouvons donc analyser les résultats comme pour les premières optimisations. Et cette fois-ci, la quantité d'huile collectée par visite (Figure 3.8) fait un bond de 28,5 % par rapport à l'historique en passant à 1262 L/visite (voir Tableau 3.4).

Tableau 3.4 Analyse des résultats du modèle lissé variable

Année	IP1	Gain
2010	982 L/Visite	+28,5 %
2011	1262 L/Visite	

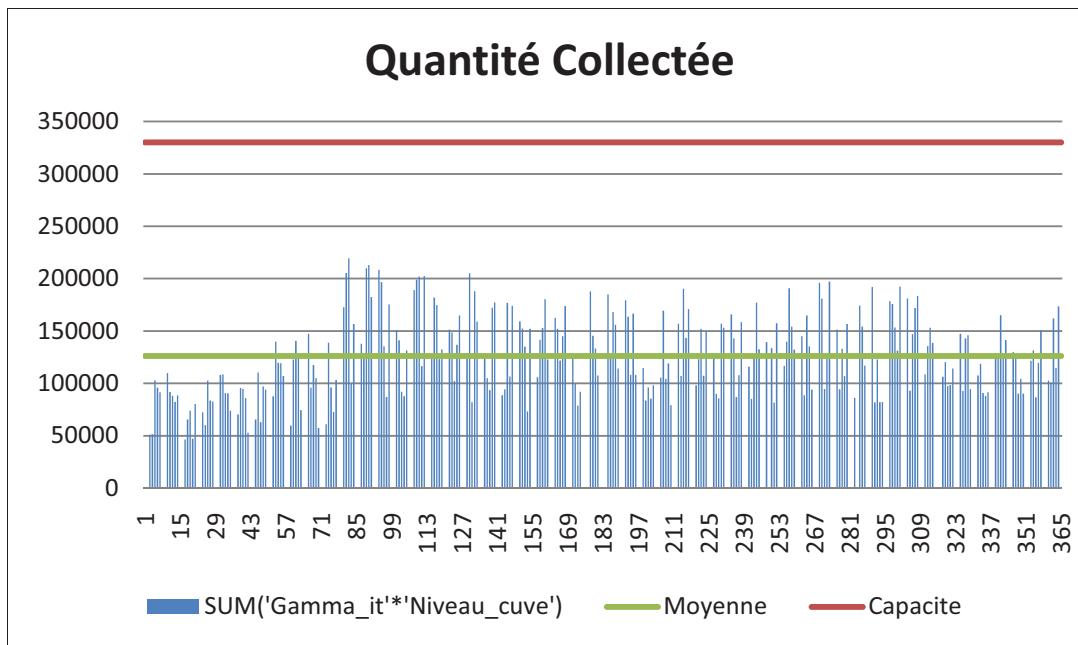


Figure 3.8 Quantité collectée pour le modèle lissé – NbVis variable

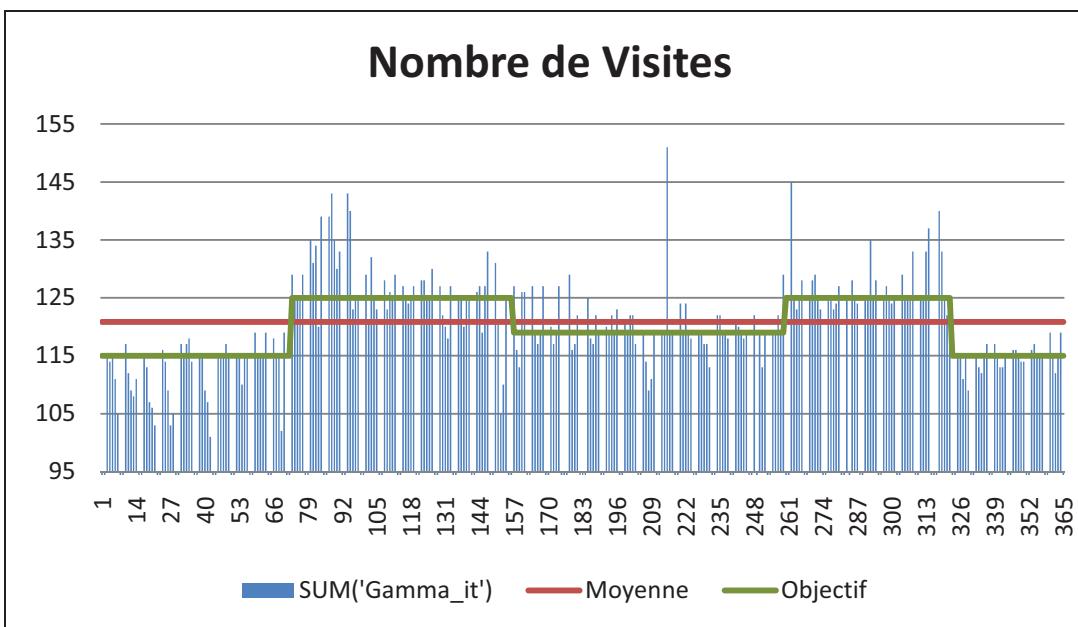


Figure 3.9 Nombre de visites pour le modèle lissé – NbVis variable

3.3.4 Quatrième optimisation – Augmentation de la durée de calcul

Pour cette dernière optimisation avec le modèle lissé, nous avons conservé le modèle avec un objectif de visites fixe que l'on a réduit de 18 % par rapport à la moyenne 2010 soit 100 visites par jour. En parallèle, nous avons augmenté la limite de temps à 5000 secondes afin de laisser aux optimisations le temps de trouver une solution réalisable et suffisamment proche de l'optimal (<5 %). L'optimisation de l'année dure par conséquent bien plus longtemps (maximum 20 jours mais dans les faits ~30 h car toutes les périodes n'ont pas besoin de 5000 secondes pour aboutir à une solution) mais fourni les résultats suivants.

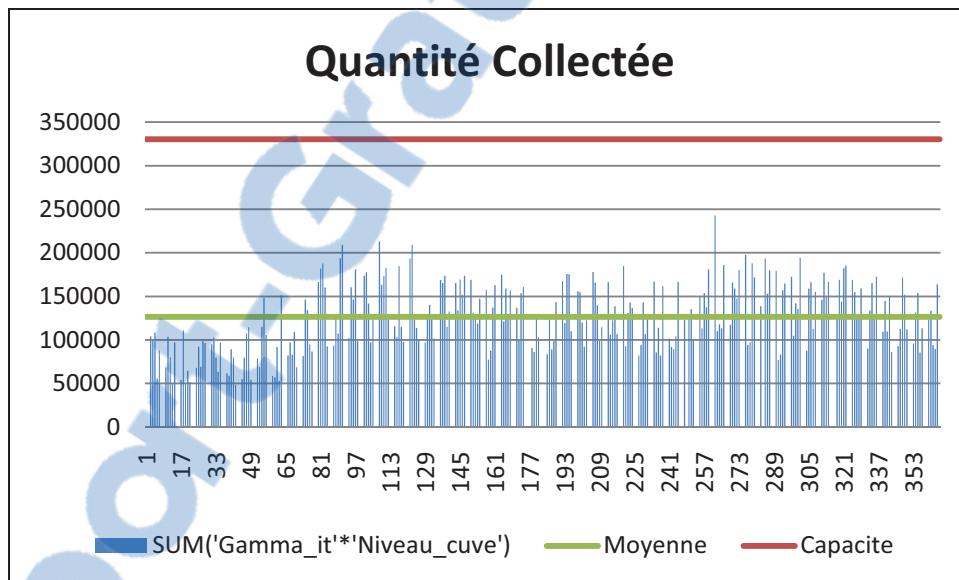


Figure 3.10 Quantité collectée pour le modèle lissé – temps de calcul augmenté

L'objectif est très bien suivi sauf encore à certaines hautes périodes (Figure 3.11) ce qui nous amène à une moyenne de 105 visites par jour pour un objectif de 100. Les quantités collectées sont aussi assez stables (Figure 3.10) sauf à une période (~280) où après 5000 s la solution devait toujours se trouver loin de l'optimal. Le calcul de l'IP1 donne un gain de 33 % par rapport à 2010 (Tableau 3.5). Il s'agit donc de la meilleure optimisation à l'heure actuelle. Mais il faut mettre en parallèle de cela que l'optimisation a été longue et peut donc difficilement être utilisée opérationnellement avec une phase 2 non-simplifiée. Pour optimiser une semaine entière il faut considérer 7 heures (5000 secondes de calculs par autant

de jours que contient l'horizon) de calculs à répéter à tous les jours auxquelles s'ajoute le temps de calcul nécessaire à la phase 2.

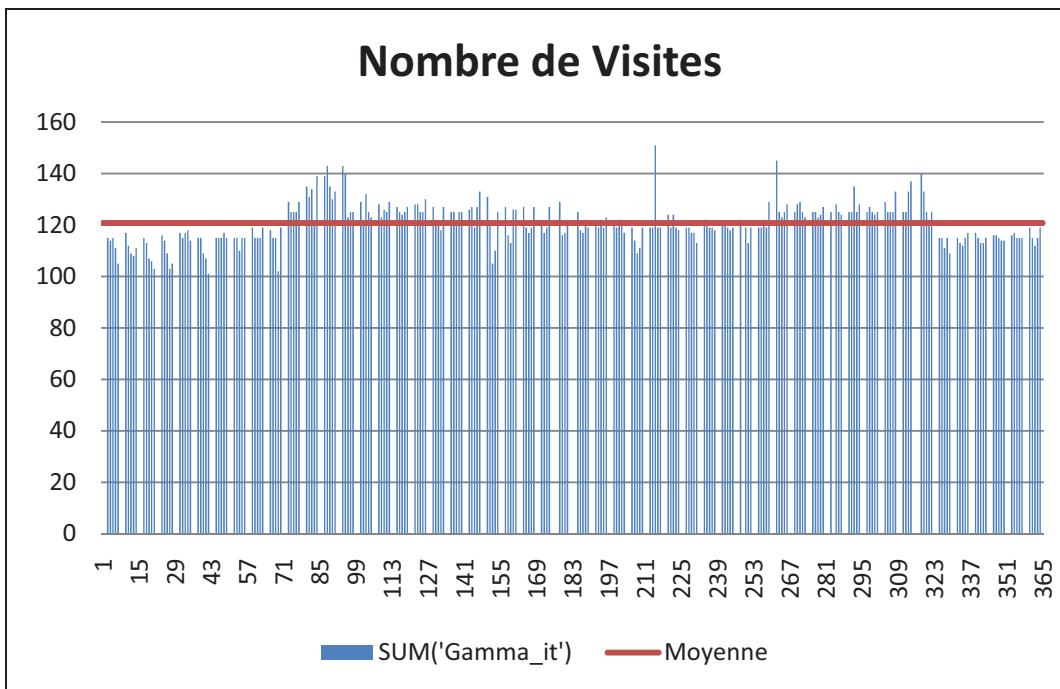


Figure 3.11 Nombre de visites pour le modèle lissé – temps de calcul augmenté

Tableau 3.5 Analyse des résultats du modèle lissé avec plus de temps de calcul

Année	IP1	Gain
2010	982 L/Visite	
2011	1311 L/Visite	+33%

3.4 Le modèle utilisé

Pour diverses raisons expliquées auparavant, l'entreprise a préféré utiliser une autre méthode d'optimisation dont le modèle et la procédure ont été détaillés. L'essai présenté ici ne

concerne que la région sur laquelle ont été faits les tests. Il s'agit de la région de l'Est du Québec desservie par un dépôt avec une flotte réduite. Avec un pas d'incrémentation de la procédure de 7 jours au lieu d'un jour et un horizon réduit à 7 jours, le temps de calcul a été fortement réduit et se compte désormais en dizaines de minutes pour une année complète contre plusieurs heures pour les procédures précédentes.

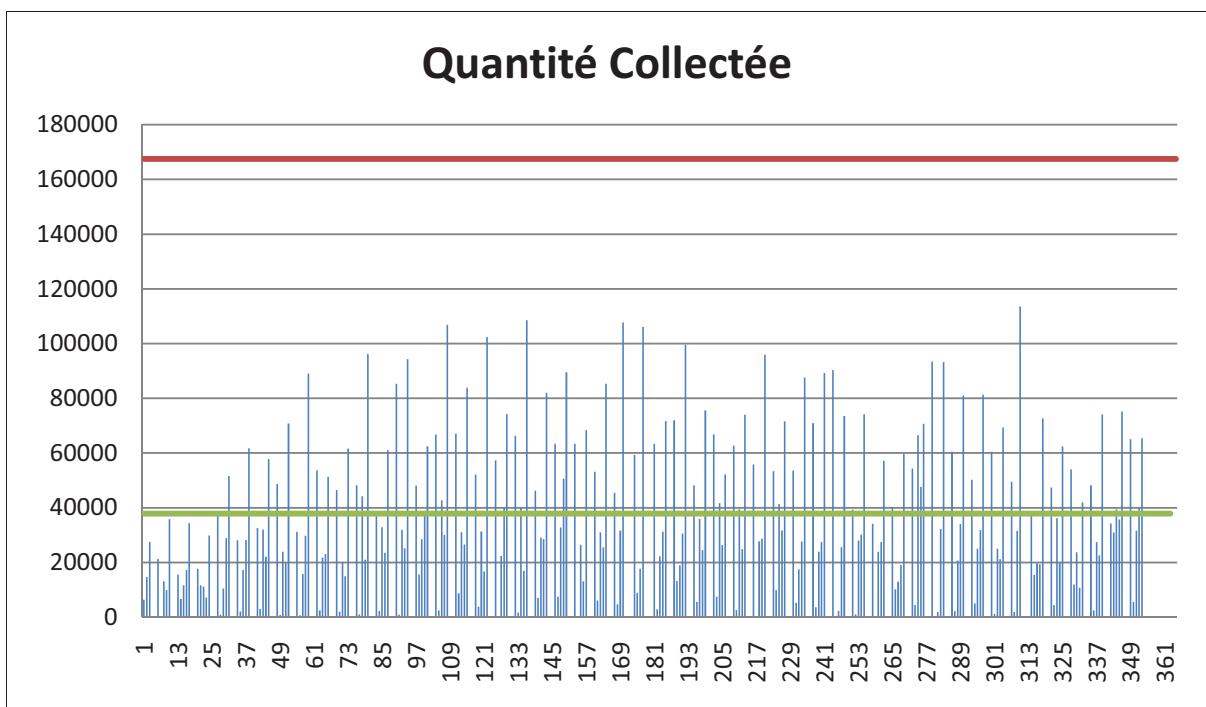


Figure 3.12 Quantité d'huile collectée pour le modèle utilisé

L'analyse des résultats laisse plus penser aux résultats de la première optimisation puisque les quantités collectées (Figure 3.12) et le nombre de visites (Figure 3.13) sont assez variables d'un jour à l'autre. Néanmoins, il n'y a jamais dépassemement de la capacité de la flotte, bien qu'il n'y ait plus de contrainte de capacité. Et même s'il y avait dépassemement de capacité, cela ne serait pas un obstacle car la tâche de respecter cette capacité par jour revient aux répartiteurs.

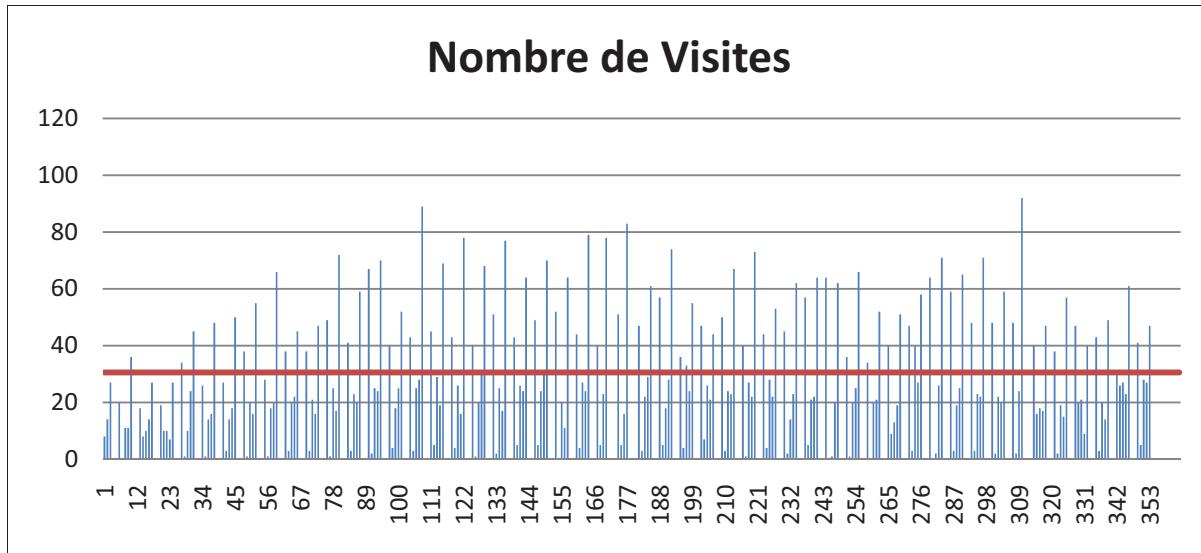


Figure 3.13 Nombre de visites pour le modèle utilisé

Le calcul de l'IP1 nécessite de recalculer celui de l'historique pour la même région. Cela nous donne un gain de 39 % pour l'IP1 par rapport à l'année 2010. Toutefois, ce calcul considère que l'on visite les clients le jour exact où ils ont été planifiés. Or l'entreprise a souhaité cette méthode d'optimisation pour pouvoir effectuer manuellement un lissage de la demande. Les clients ne seront pas forcément visités le jour pour lequel ils atteindront leur seuil de sécurité. Dans la réalité l'IP1 sera donc plus faible, nous avons ici sa borne supérieure si les visites sont bien effectuées le jour que l'on propose. L'objectif des répartiteurs sera de s'approcher de ce qui est présenté dans le graphique du nombre de visites lissé (Figure 3.14) en respectant les contraintes usuelles décrites plus tôt. Si l'on exclut les premières semaines, on constate que ce nombre est assez stable d'une semaine à l'autre et qu'il n'y a pas réellement de saisonnalité. Le faible nombre de visites par jour des premières semaines s'explique par l'incertitude des prévisions décrite à la fin de cette partie.

Tableau 3.6 Analyse des résultats du modèle utilisé

Année	IP1	Gain
2010	952 L/Visite	
2011	1323 L/Visite	+39 %

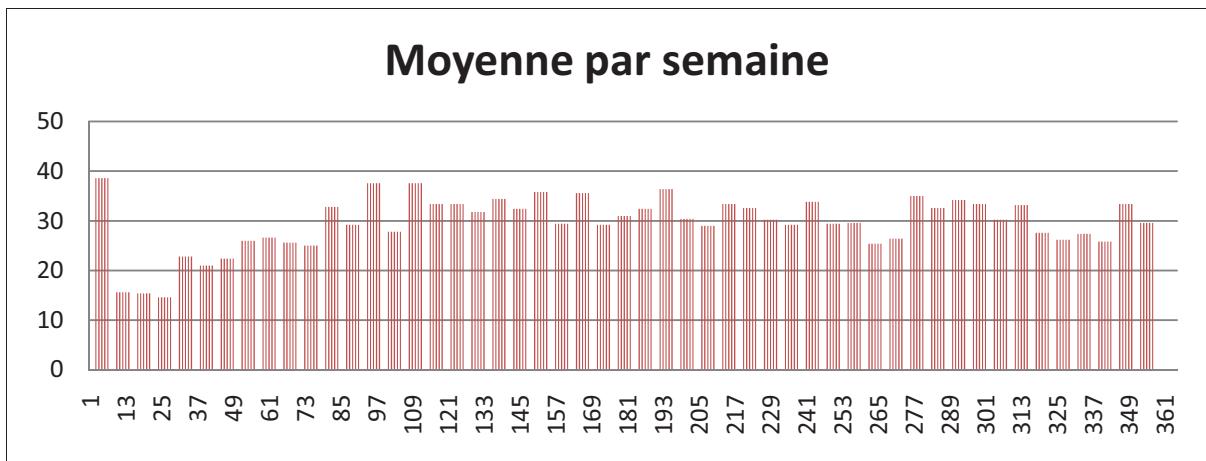


Figure 3.14 Nombre de visites lissé par semaine

Concernant les autres indices de performance, nous pouvons tracer et étudier l'histogramme de répartition des visites en fonction du remplissage estimé pour l'année 2011 (Figure 3.15). Clairement, les objectifs sont remplis, nous avons bien une disparition des visites au-delà de 100% (IP3) et aussi une réduction maximale (nous pouvons même parler de suppression) des visites réalisées à des taux de remplissage des clients trop faibles (IP4). Et face à cela nous avons bien déplacé le sommet de la cloche entre 80 et 90 % ce qui était l'objectif de l'IP2.

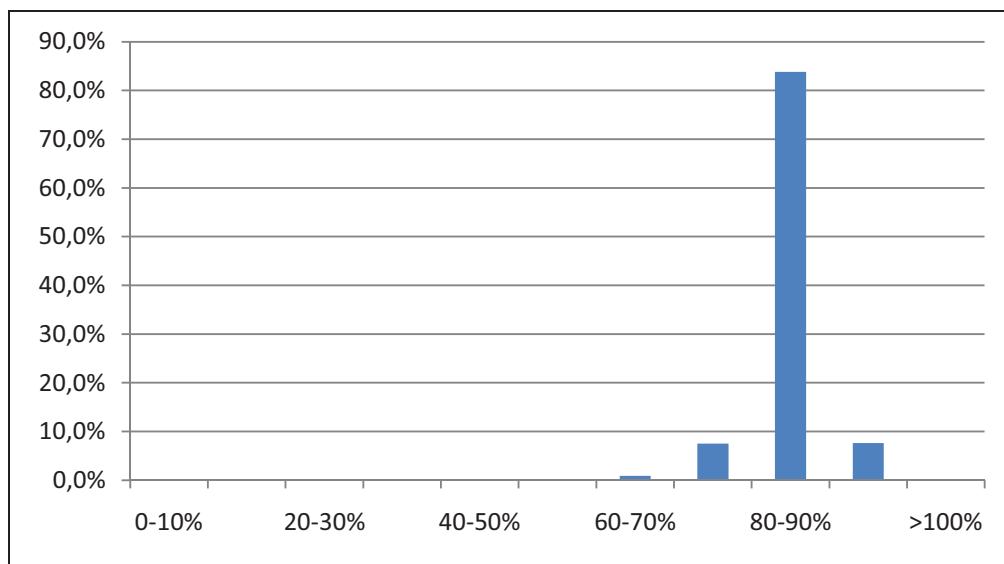


Figure 3.15 Répartition estimée des visites en fonction du taux de remplissage des clients 2011

3.5 Phase 2

La phase 2 a seulement été développée sur le jeu de données réduit et puisque les routes ne sont pas optimisées dans un premier temps, les recherches se sont concentrées sur le modèle et la procédure de résolution vue ci-haut. Nous analyserons donc ici juste les résultats de la phase 2 sur le jeu de données réduit.

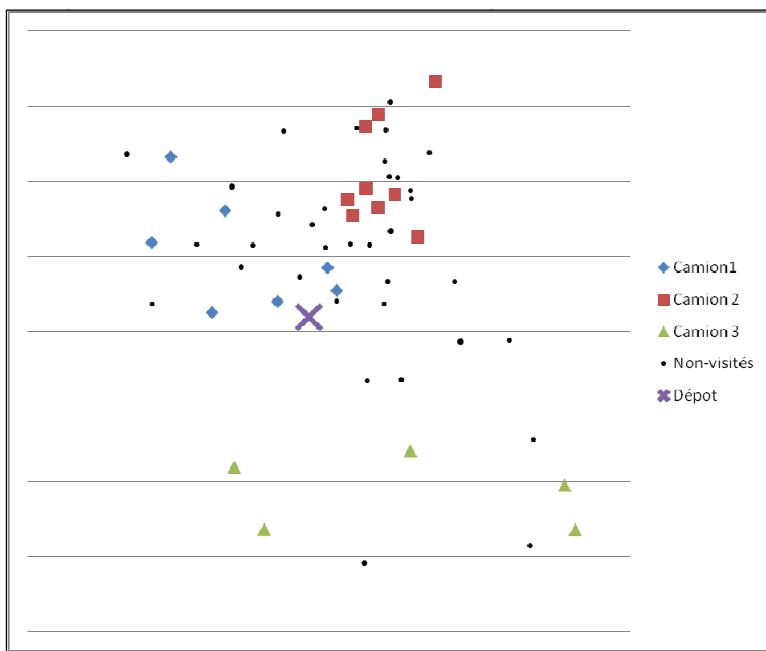


Figure 3.16 Phase 2 – Période 1

Pour rappel, la phase 2 est une optimisation qui s'exécute pour une seule période après la phase 1 et elle a pour but de répartir tous les clients de niveau 1 entre les camions disponibles et d'ajouter des clients de niveau 2 selon les capacités restantes et une considération de distance globale réalisée. Les optimisations pour ce jeu de données sont assez rapides pour trouver une solution réalisable. Ensuite, c'est la partie recherche de l'optimal qui prend du temps, mais en moyenne nous trouvons des résultats satisfaisants (< 10 %) en moins de deux (2) minutes. Les trois (3) résultats présentés ici entrent dans cette catégorie.

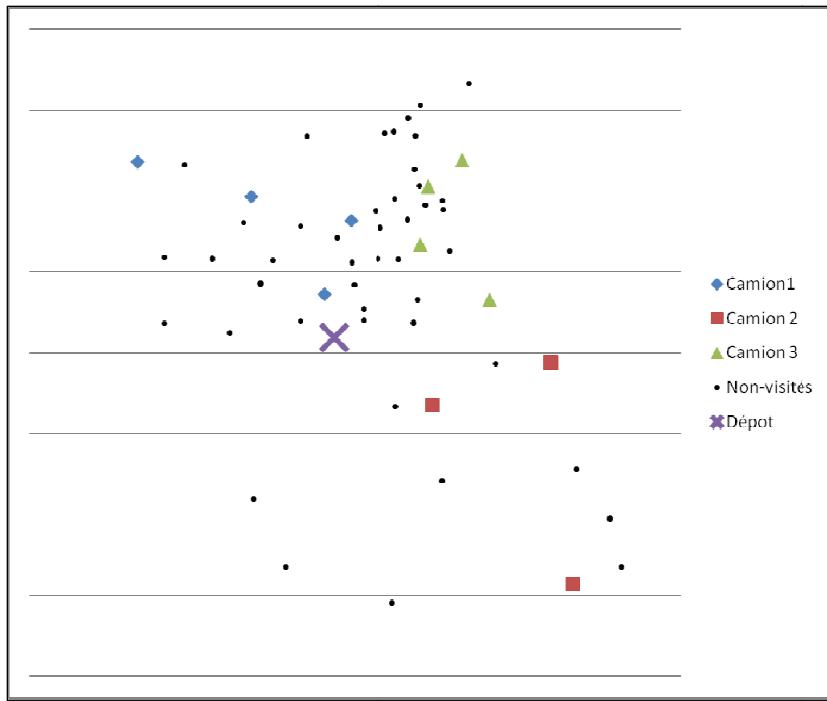


Figure 3.17 Phase 2 – Période 2

On constate sur les Figure 3.16, Figure 3.17 et Figure 3.18 que les répartitions entre les différents camions sont visuellement bien réalisées. Comme le nombre de clients par camion est faible, on s’imagine facilement les routes des TSP passant par ces points. Cette phase pourrait donc être testée sur le jeu de données réel pour étudier son comportement sur un plus grand nombre de clients, mais elle est inutilisable avec la procédure utilisée actuellement à cause du déplacement de l’horizon semaine par semaine.

En revanche, on constate une limite de cette méthode dans la troisième période (Figure 3.18) de cette optimisation puisqu’un client desservi par le camion 3 se trouve très excentré des autres, il aurait peut-être été mieux de le visiter à la période 1 (Figure 3.16) où ses voisins sont visités. Cette limite vient du choix fait de réaliser l’optimisation en deux (2) parties.

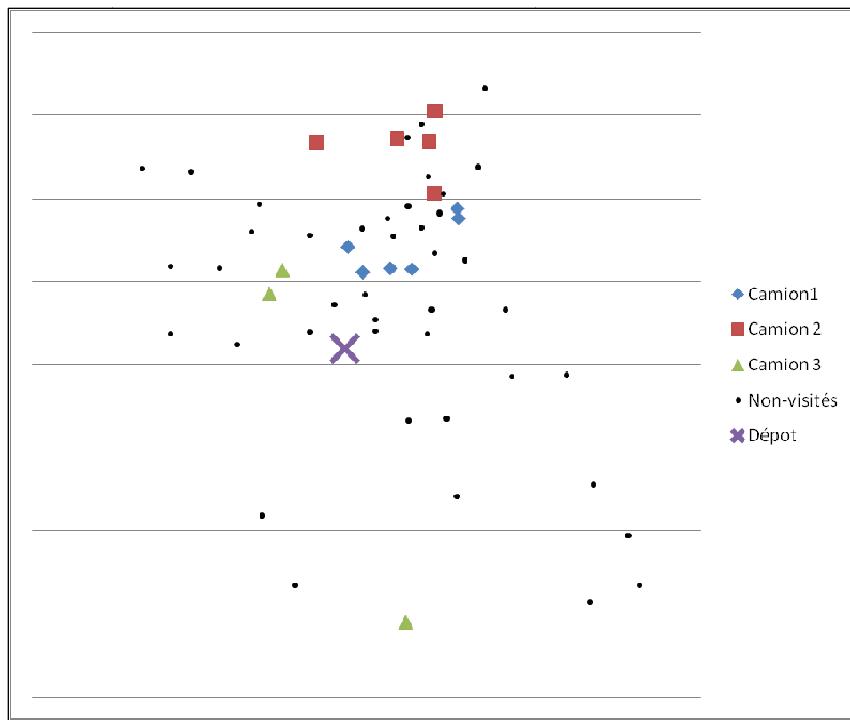


Figure 3.18 Phase 2 – Période 3

3.6 Temps de calcul

Au fil des optimisations et des modèles nous avons eu affaire à différents temps de calculs. Pour la procédure utilisée finalement, nous avons le temps de calcul le plus court. Avec cette procédure, nous sommes en mesure de planifier une année entière en une demi-heure. Mais comme nous l'avons évoqué avec le modèle lissé, si nous voulons de bons résultats en diminuant l'objectif du nombre de visites il faut augmenter le temps de calcul en fonction et cela peut aboutir à des calculs d'une trentaine d'heures, voire plus. Et cela sans compter le temps de calcul à allouer à la résolution de la phase 2 qui ne peut pas fonctionner avec le modèle utilisé. Donc si l'on veut effectuer l'optimisation des visites et des routes, il faudra soit s'attendre à une augmentation importante du temps de calcul, soit à une refonte des modèles et procédures d'optimisation.

3.7 **Implantation chez le client**

Il n'y a pas réellement d'implantation à réaliser chez le client puisque la procédure d'optimisation et tous les outils se trouvent en ligne sur Internet. Donc, ce que nous entendons par implantation chez le client est la description des premières optimisations réalisées.

Avant de pouvoir réaliser la première optimisation il a fallu réactualiser le niveau des cuves en fonction des visites ayant été effectuées depuis le 1^{er} janvier 2011 car nous ne disposions jusqu'à lors que des données de l'année 2010. Avec les informations sur les visites du début 2011 nous avons créé un script qui s'apparente au modèle utilisé mais qui n'optimise rien, qui se contente de passer sur les données et de mettre les niveaux de cuve à zéro lorsque les clients correspondants sont visités. Une fois cette mise à jour des niveaux effectuée, la première optimisation a pu avoir lieu. C'est Fastercom qui réalise ces optimisations pour les premières semaines. Les visites prévues pour la semaine optimisée sont envoyées à l'entreprise. La semaine suivante Fastercom reçoit les données relatives aux visites effectuées pour la semaine écoulée et la seconde optimisation peut avoir lieu pour la semaine suivante et ainsi de suite. (Voir procédure d'optimisation Figure 2.16).

Il est encore trop tôt pour analyser les résultats en termes d'IP mais l'entreprise ne semble pas avoir de problèmes à visiter les clients proposés par l'optimisation ni rencontrer d'aberrations. Cela est bon signe pour les objectifs fixés. Les seuls problèmes qui surgissent viennent de la fiabilité des prévisions et non du modèle à proprement parler. En effet, en présence d'un historique réduit au minimum, à savoir un an, il est difficile d'établir des estimations fiables sur le comportement du gisement d'huile. Il a été fait des hypothèses comme quoi on pouvait calquer l'année 2011 sur l'année 2010 mais Rioux (2011) a bien soulevé le problème de la fiabilité des prévisions qui va en augmentant plus on a effectué de visites chez un client. Et quand on voit la quantité importante de clients qui n'ont reçu qu'une ou deux visites en 2010, on est en droit de douter fortement de la précision des prévisions pour ces clients. Pour l'instant ces clients sont traités au cas par cas et bien souvent sont

exclus des routes. Dans l'avenir, avec de plus en plus de visites dans la base de données, il sera possible d'établir des modèles de prévisions plus fiables et d'intégrer ces clients aux prévisions avec une confiance accrue.

Cette incertitude sur les prévisions entraîne un autre comportement spécial du modèle. Elle entraîne une différence plus ou moins grande entre les niveaux de cuve réels chez les clients et ceux qui sont estimés dans la base de données. Il existe donc une certaine quantité de clients qui, selon les données uniquement, nécessite une vidange plus ou moins urgente. Cela entraîne une accumulation de visites urgentes à la première période optimisée : à chaque première période de l'optimisation, le programme propose une quantité de visites non réalisable. De l'ordre de quelques centaines contre quelques dizaines les jours suivants. Il est impensable de transmettre une telle quantité de visites à effectuer à l'entreprise. C'est pour cela aussi que lors de l'export des résultats, nous retirons les visites pour les clients présentant une forte incertitude de manière à avoir un nombre de visite plus raisonnable à transmettre. Au fur et à mesure que cet écart entre la réalité et les prévisions se réduira, nous pourrons intégrer progressivement ces clients incertains. C'est à cause de ce phénomène qu'on constate à la Figure 3.14 une quantité de visites plus faible que la moyenne durant les premières semaines. En effet dans la procédure, on admet que toutes les visites proposées seront réalisées y compris ce pic. Il s'ensuit un grand manque d'huile dans la région considérée. Donc, il faut attendre un certain temps avant que le nombre de visites ne retrouve un nombre normal. En réalité, vu qu'on « distille » ce pic dans les premières semaines, le nombre de visites par semaine ne présentera pas la faiblesse de début d'année de la Figure 3.14.

3.8 Conclusion

Dans cette partie, nous avons quantifié l'efficacité des différents modèles en programmation entière développée via l'introduction d'indicateurs de performance. Cela a permis de justifier les différentes évolutions des modèles afin d'aboutir au modèle finalement utilisé. Bien que non-utilisée, on observe aussi que la phase 2 pourrait donner des résultats satisfaisant si elle

était portée à l'échelle du problème réel. Le modèle utilisé présente une nette amélioration lorsque l'on compare les prévisions avec ce qui a été fait en 2010 car il permet de collecter plus d'huile à chaque visite chez un client tout en le visitant lorsqu'il a atteint un niveau de cuve économique. Néanmoins ces résultats sont nuancés par quelques remarques concernant l'incertitude qui règne sur les prévisions des vitesses de remplissage.

CONCLUSION

L'objectif de cette étude était d'adapter des concepts développés dans la littérature relative aux problèmes de tournées de véhicules avec gestion de stock (IRP) à un problème concret de collecte d'huiles usagées au Québec rencontré par une grande entreprise du secteur de l'environnement.

Après une revue de littérature qui a permis de se familiariser avec les caractéristiques et les enjeux de la collecte d'huile, ainsi que les différents problèmes et méthodes de résolution des problèmes de tournées de véhicules avec ou sans gestion de stock, plusieurs modèles ont été développés. Une étude a été menée sur les données historiques afin de déterminer les paramètres de calcul et les prévisions de collectes. En fonction de ces paramètres et des souhaits de l'entreprise, un modèle a été retenu en particulier. Ce modèle a pu ensuite être intégré et automatisé dans une procédure complète d'optimisation en ligne facilitant son utilisation par les répartiteurs.

La séparation du problème en deux (2) sous phases telle que rencontrée dans la littérature (l'une sélectionnant les clients à visiter, l'autre les répartissant par camions), la réduction de l'horizon à une semaine (rendant les décision myopique), la suppression de la phase 2 de routage (qui a été confiée aux répartiteurs) sont autant de simplifications qui, bien qu'indispensable pour pouvoir avoir un résultat dans un temps raisonnable et respecter les souhaits de l'entreprise, entraînent une baisse de l'optimalité de la solution et amène à douter de l'emploi d'ILOG qui peut paraître être un outil trop puissant pour la tâche demandée. Il ne s'agit que d'un premier temps. En effet, il va falloir du temps avant de faire évoluer les façons de faire de l'entreprise. Au fur et à mesure qu'elle prendra confiance dans la procédure d'optimisation, il sera possible de transférer les tâches qui sont actuellement confiées aux répartiteurs vers la procédure d'optimisation (réintégrer les contraintes de capacité, allonger l'horizon, réintégrer la phase de routage). C'est pour cela que le choix d'ILOG est toujours justifié. Ainsi à l'avenir nous serons en mesure de fournir des résultats au problème de tournée de véhicule avec gestion de stock plus proche de l'optimal que ce qui

se fait actuellement. Le travail de développement de la phase 2 sur le jeu de données réelle reste à poursuivre dans l'optique de cette évolution future. Et c'est avec ces évolutions qu'il sera possible d'optimiser la flotte car il n'est certainement pas nécessaire d'envoyer tous les camions à tous les jours sur la route. Lorsqu'une composante d'optimisation des routes sera implémentée, il sera aussi intéressant de faire évoluer les indicateurs de performance notamment l'IP1 pour quantifier plutôt la quantité d'huile collectée par kilomètre parcouru et pour, à terme, introduire une notion de profit par litre d'huile cueilli qui serait un indicateur plus parlant pour la direction de l'entreprise.

La procédure retenue a déjà montré une amélioration sur tous les points retenus comme indices de performance. Cette procédure consiste pour l'instant à déterminer au jour le jour sur un horizon de plusieurs semaines quels clients doivent être visités afin de maximiser la proportion de clients visités alors que leur taux de remplissage atteint un objectif propre à chaque client situé entre 80 et 90 %. On peut donc affirmer après analyse des indices de performance que la procédure actuelle est en un sens plus efficace que la méthode utilisée par le passé. Il faut toutefois nuancer ce propos car les essais sur le terrain ont débuté il y a peu de temps. Les calculs d'efficacité ont été réalisés en comparant les valeurs réelles de l'historique avec les prévisions issues de l'optimisation pour l'année à venir. Avec cette nouvelle méthode d'optimisation, l'entreprise va être en mesure de visiter ses clients de manière plus efficace. De cette façon, la flotte sera moins occupée à visiter des clients qui ne sont pas suffisamment pleins ou faire des visites d'urgence à des clients en débordement et pourra être réattribuée à la visite de nouveaux clients ou bien elle pourra être réduite. Il sera finalement possible d'augmenter la quantité totale d'huile collectée pour l'année à venir afin d'affirmer la position de l'entreprise sur le marché et remplir au mieux les objectifs fixés par Recyc-Québec.

La principale limite de cette procédure et même de toute procédure qui pourra être développée pour répondre à ce problème est la fiabilité de l'estimation du remplissage des cuves chez chaque client. Dans cette étude, cette partie prévision a été réduite à cause de la faible quantité de données historiques disponibles et il avait été décidé de réactualiser les

vitesses annuellement. Or, toutes les semaines, on reçoit des données qui viennent enrichir la base de données, il serait dommageable de ne pas intégrer ces données au plus tôt après les avoir reçues. Ensuite, comment intégrer les informations des visites d'une année sur l'autre? En effet, l'année 2011 sera certainement différente de l'année 2010. Comment pondérer une année par rapport à une autre? Faut-il regarder des prévisions météorologiques par exemple pour savoir laquelle présente plus de ressemblance avec la période future? Des clients arrivent et partent en cours d'année, on ne dispose pas toujours d'une année complète d'historique pour chaque client, comment leur déterminer une vitesse de remplissage? Devant le fait que n'importe quelle méthode d'optimisation devra se baser sur une estimation des vitesses de remplissage, il est indispensable de développer un modèle fiable de prévision. Ce modèle doit être dynamique et prendre en compte de multiples facteurs relatifs aux clients mais aussi certainement au contexte (météo, saison, promotions, *etc.*). C'est l'influence de ce contexte qu'il faut étudier et maîtriser pour effectuer des prévisions de vitesses de remplissage des clients fiable qu'une simple moyenne des dates de visite ne saurait modéliser.

Une autre piste de recherche serait de profiter du fait que l'entreprise a commencé à faire évoluer ses façons de faire en commençant par calquer la procédure d'optimisation sur ses anciennes méthodes de travail pour aller vers des méthodes de plus en plus innovantes et nouvelles. Pour l'instant, le modèle utilisé est encore proche de leurs anciennes procédure et peu évoluer en complexité afin de s'approcher un peu plus de l'optimal. Mais il pourrait être intéressant dans l'avenir de quitter les choix faits (utilisation de programmation entière, séparation du problème) afin de s'en approcher encore plus. La littérature nous a montré que l'avenir sera fait de collaboration entre différentes méthodes de résolution possible, on peut alors imaginer de faire collaborer des méthodes heuristiques de pointe afin de traiter le problème de tournée de véhicules avec gestion de stock en une seule partie. L'utilisation d'heuristiques permettra de réduire le temps de calcul nécessaire à l'obtention d'une solution réalisable et à son amélioration, elle permettra aussi d'augmenter le nombre de contraintes et de les complexifier afin de résoudre le problème en une partie en tenant compte de toutes ses spécificités.

Avec le travail réalisé, l'entreprise dispose de ce qu'elle souhaitait, à savoir à toutes les semaines de la liste des clients qui vont atteindre un seuil prédéterminé. Elle peut ensuite confier l'exploitation de cette liste à ses répartiteurs afin de créer les routes pour les camions de sa flotte. La méthode d'obtention de cette liste est fonctionnelle mais peut être améliorée en travaillant sur les vitesses de remplissage. Cette méthode assure la position de l'entreprise sur le marché actuel et lui permet une certaine expansion. En revanche, pour assurer cette position et poursuivre sa progression, des méthodes plus complexes peuvent être développées afin d'améliorer ses procédures tant internes que vis-à-vis de ses clients.

ANNEXE I

MODÉLISATION ET AUTOMATISATION DU MODÈLE

I.1 Modélisation sous IBM OPL Studio 6.3

I.1.1 Prise en main du logiciel

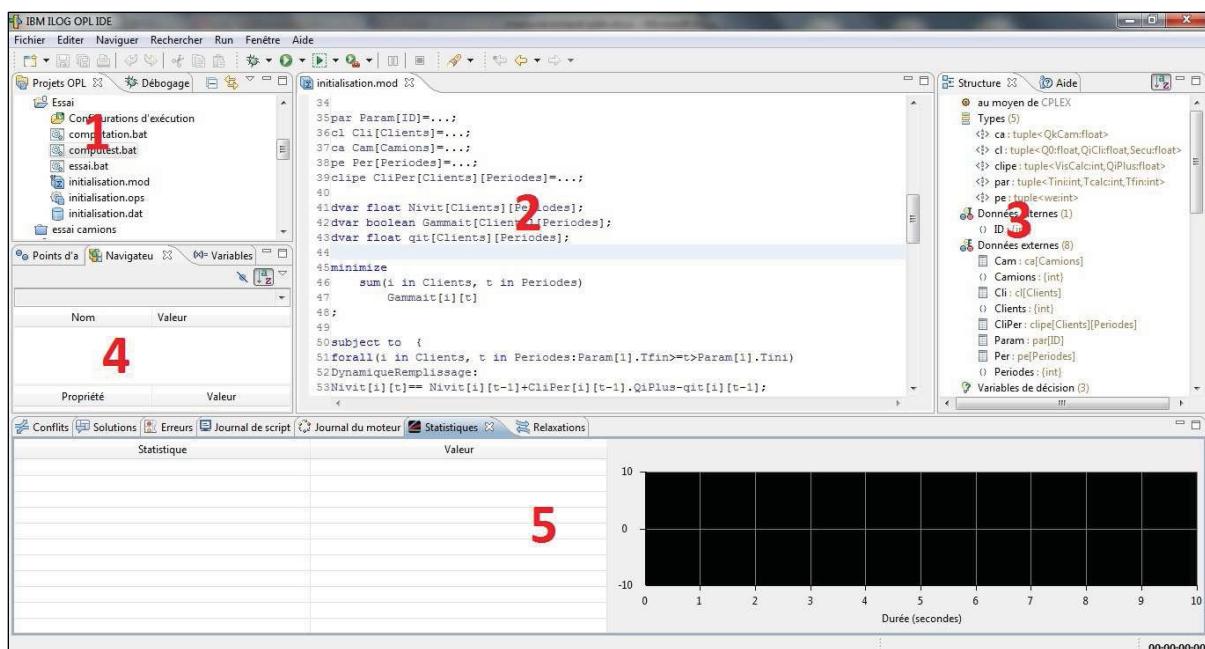


Figure-A I-1 Fenêtre d'OPL Studio 6.3

IBM ILOG OPL studio 6.3 est implanté sur l'environnement de développement Eclipse. On peut noter 5 parties dans la fenêtre standard (voir Figure-A I-1). La zone 1 est le gestionnaire de projet, c'est ici qu'on peut naviguer dans l'arborescence des projets qui ont été créés. La zone 2 est la zone de développement, c'est ici que s'ouvrent les différentes fenêtres et où l'on peut écrire les programmes. La zone 3 est la zone de structure, elle permet de visualiser la structure du fichier qui est ouvert, cela permet de se retrouver facilement dans des modèles de grande taille. La zone 4 permet de naviguer parmi les données, les variables de décisions pour plusieurs

solutions stockées dans le pool de solution. La zone 5 est utile lors de la résolution des problèmes, c'est dans l'onglet statistique qu'on peut observer des statistiques sur le problème (nombre de variables, de contraintes, solveur utilisé, *etc.*) ainsi que l'évolution graphique de la solution. Dans l'onglet Journal du moteur, on peut en revanche observer l'évolution de la solution plus précisément en lisant par exemple, la meilleure solution entière, la solution actuelle, et le gap entre les deux.

I.1.2 Crédit du fichier modèle

Le fichier modèle est le cœur de l'optimisation sous OPL studio, c'est lui qui contient comme son nom l'indique le modèle du problème. Ici nous allons le décrire dans son intégralité afin de ne laisser aucune zone d'ombre au lecteur. Le modèle suivant est le modèle utilisé (Voir Le modèle utilisé p. 69), tel qu'il fonctionne actuellement.

Modèle	Commentaires
<pre>***** * OPL 6.3 Model * Author: Richard Colin * Creation Date: 18 mai. 2011 at 13:23:26 *****/ using CPLEX; {int} Clients =...; {int} Periodes =...; {int} ID={1}; tuple cl { float Q0; float QiCli; float Secu;} tuple pe { int we;}</pre>	<p>En-tête du programme</p> <p>Définition du solveur utilisé</p> <p>Récupération des ensembles depuis le fichier dat</p> <p>Définition du singleton ID</p> <p>Création des T-uplets contenant les données du problème. Ici celui contenant les données clients.</p> <p>Ici les données périodes.</p>

<pre> tuple clipe{ int VisCalc; float QiPlus;} tuple par { int Tini; int Tcalc; int Tfin;} par Param[ID]=...; cl Cli[Clients]=...; pe Per[Periodes]=...; clipe CliPer[Clients][Periodes]=...; dvar float Nivit[Clients][Periodes]; dvar boolean Gammait[Clients][Periodes]; dvar float qit[Clients][Periodes]; minimize sum(i in Clients, t in Periodes) Gammait[i][t]; subject to { forall(i in Clients, t in Periodes:Param[1].Tfin>=t>Param[1].Tini) DynamiqueRemplissage: Nivit[i][t]== Nivit[i][t-1]+CliPer[i][t-1].QiPlus-qit[i][t-1]; forall(i in Clients, t in Periodes:t==Param[1].Tini) DynamiqueRemplissageZero: Nivit[i][t]==Cli[i].Q0; forall(i in Clients, t in Periodes:Param[1].Tcalc+5<=t<Param[1].Tfin) ClientJamaisPlein: Nivit[i][t+1]<=Cli[i].QiCli*Cli[i].Secu; </pre>	<p>Ici les données ClientsxPériode</p> <p>Ici les données des paramètres de calculs</p> <p>Remplissage des T-uplets définis avec les données venant du fichier dat</p> <p>Définition des variables de décisions de type flottant et booléen</p> <p>Fonction objectif (2.25)</p> <p>Début de l'énumération des contraintes</p> <p>Domaine de validité de la contrainte</p> <p>Restriction de l'indice t entre Tini et Tfin</p> <p>Nom de la contrainte</p> <p>Contrainte (2.27)</p> <p>Contrainte (2.26)</p> <p>Contrainte (2.28)</p>
--	--

<pre> forall(i in Clients, t in Periodes) NivPositif: Nivit[i][t]>=0; forall(i in Clients, t in Periodes) QPositif: qit[i][t]>=0; forall(i in Clients, t in Periodes) TransformationBinFloat: qit[i][t]<=1000000*Gammat[i][t]; forall(i in Clients) UneVisiteHorizon: sum(t in Periodes: Param[1].Tfin>=t>=Param[1].Tcalc+5) Gammat[i][t]<=1; forall(i in Clients, t in Periodes:t>=Param[1].Tcalc+5) PasWE: Gammat[i][t]<=Per[t].we; forall(i in Clients, t in Periodes:t<Param[1].Tcalc+5) ResultatsPrecedents: Gammat[i][t]==CliPer[i][t].VisCalc; forall(i in Clients, t in Periodes:t<Param[1].Tcalc+5) QtePecedente: qit[i][t]==CliPer[i][t].VisCalc*(Nivit[i][t]+CliPer[i][t].QiPlus); } tuple result{ int Gammat; float Niv1; } </pre>	<p>Contrainte (2.34)</p> <p>Contrainte (2.33)</p> <p>Contrainte (2.30)</p> <p>Contrainte (2.36)</p> <p>Contrainte (2.29)</p> <p>Contrainte (2.31)</p> <p>Contrainte (2.32)</p> <p>Fin de l'énumération des contraintes</p> <p>Définition du T-uplet pour l'export des résultats</p>
---	---

<pre> int Visite_calc; int SHIP_TO_ID; int Id_periodes;} {result} Result={ <Gammait[i][t], Nivit[i][t],Gammait[i][t],i ,t> i in Clients, t in Periodes}; </pre>	<p>Remplissage du T-uplet avec les résultats et les clés de la base de données.</p>
--	---

I.1.3 Importation/Exportation des données de la base de données

I.1.3.1 Fonctionnement du fichier .dat

Le fichier donné (.dat) est le second fichier le plus important de l'optimisation. Bien qu'on puisse s'en passer pour des petits problèmes où l'ensemble des données peuvent être écrites directement dans le fichier modèle (Ex : Ensemble ID), pour des problèmes plus conséquents il faut absolument passer par ce fichier data. Dans ce fichier on peut soit écrire directement les données que l'on souhaite utiliser, soit lier un ou plusieurs fichier Excel ou encore une ou plusieurs bases de données. Afin de récupérer les données d'un fichier .dat dans un fichier .mod on utilise la syntaxe « =... » avec les mêmes références de noms par exemple « Periodes » (voir fichier modèle).

I.1.3.2 Définition du lien avec une base de données

Pour la résolution du problème réel nous avons utilisé le lien avec une base de données MySQL. Pour cela il faut tout d'abord configurer le gestionnaire ODBC de la machine sur laquelle sera utilisé ILOG (Figure-A I-2).

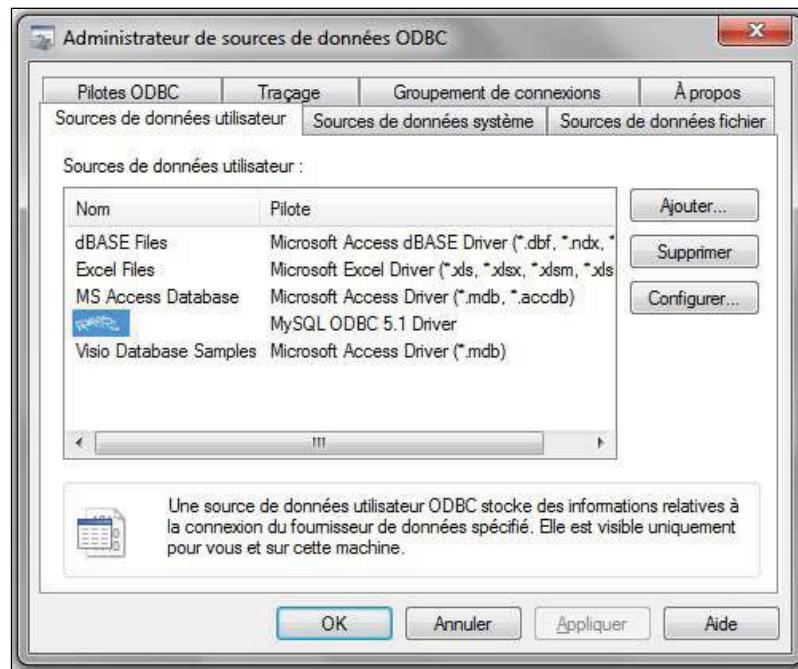


Figure-A I-2 Ajout du pilote ODBC

Une fois le lien établi avec la base de données et la machine il faut le définir entre la machine et ILOG via le fichier dat. La commande existe et est assez simple, il s'agit de DBConnection qui utilise la syntaxe suivante :

DBConnection nom référence pour le fichier dat("odbc","Nom de la base dans ODBC/Nom d'utilisateur/Mot de passe");

Le nom de référence est utilisé pour différencier les bases de données dans le cas où on crée plusieurs connections dans un seul fichier data.

I.1.3.3 Fichier .dat utilisé

La syntaxe de ce fichier est assez simple quand on l'utilise avec une base de donnée, il suffit de définir le nom de ce qu'on importe pour faire le lien avec le fichier modèle puis d'utiliser la commande DBRead et d'inscrire la requête SQL qui extrait les données souhaitées.

Il faut néanmoins penser à ajouter les indices en plus des données pour les T-uplets. Par exemple, pour le T-uplet clipe qui contient les données *VisCalc* et *QiPlus* nous allons importer de la base de données *Id_Client*, *Id_Periode*, *Viscalc*, *Qiplus*. Cela permettra de bien référencer en mémoire les données de ce T-uplet.

Fichier dat	Commentaires
***** * OPL 6.3 Data * Author: Richard Colin * Creation Date: 18 mai. 2011 at 13:23:37 ***** DBConnection db("odbc","*****/****/*****");	En-tête du fichier Connexion avec la base de données.
Clients from DBRead(db,"SELECT ship_to.SHIP_TO_ID FROM ship_to_prod, ship_to, parametre WHERE ship_to.SHIP_TO_ID=ship_to_prod.SHIP_TO_ID AND ship_to.Secteur BETWEEN 1 AND 9 AND A_calculer=1");	Extraction de l'ensemble « Clients » de la base de donnée
Cli from DBRead(db,"SELECT ship_to_periode.ship_to_id,niveau_cuve,capacite, Securite FROM ship_to_periode,ship_to_prod,parametre, ship_to WHERE Id_periode = Periode_Initiale-(1-Premiere)*(Horizon+2) and Ship_to_periode.ship_to_id = ship_to_prod.ship_to_id AND ship_to.SHIP_TO_ID=ship_to_prod.SHIP_TO_ID AND ship_to.Secteur BETWEEN 1 AND 9 AND A_calculer=1");	Extraction des données Cli pour le T-uplet cl
Param from DBRead(db, "SELECT Id_param, Periode_Initiale-(1-Premiere)*(Horizon+2), Periode_Initiale, Periode_Initiale+Horizon+4 FROM parametre WHERE A_calculer=1");	Extraction des données Param pour le T-uplet par
Periodes from DBRead(db, "SELECT id_periode FROM periode,parametre WHERE id_periode between	Extraction de l'ensemble « Periodes » de la base de donnée

<pre> Periode_Initiale-(1-Premiere)*(Horizon+2) and Periode_Initiale+Horizon+4 AND A_calculer=1"); Per from DBRead(db, "SELECT id_periode,Jour_travaille FROM periode,parametre WHERE id_periode between Periode_Initiale-(1-Premiere)*(Horizon+2) and Periode_Initiale+Horizon+4 AND A_calculer=1"); CliPer from DBRead(db, "SELECT ship_to_periode.ship_to_id,Id_periode,Visite_calc,Vitesse_rem plissage from ship_to_periode,parametre, ship_to WHERE id_periode between Periode_Initiale-(1-Premiere)*(Horizon+2) and Periode_Initiale+Horizon+4 AND ship_to.SHIP_TO_ID=ship_to_periode.SHIP_TO_ID AND ship_to.secteur BETWEEN 1 AND 9 AND A_calculer=1"); Result to DBUpdate (db, "UPDATE ship_to_periode SET Gamma_it=?, Niveau_cuve=?, Visite_calc=? WHERE SHIP_TO_ID=? AND Id_periode=?"); </pre>	<p>Extraction des données Per pour le T-uplet pe</p> <p>Extraction des données CliPer pour le T-uplet clipe</p> <p>Mise à jour de la base de données avec les valeurs du T-uplet Result. Les références sont changées par des points d'exclamation c'est pourquoi il faut qu'elles aient la même syntaxe que dans la base de donnée pour être inséré au bon endroit.</p>
---	--

I.1.4 Le fichier paramètres

Un troisième fichier non obligatoire mais qui peut s'avérer nécessaire pour une optimisation est le fichier .ops qui contient les paramètres du calcul. C'est dans ce fichier qu'on peut par exemple définir un temps de calcul maximal ou bien un gap minimal. Nous n'avons pas utilisé de fichier de la sorte pour la résolution chez le client car chaque problème se résout de façon optimale en un temps très court. Donc sans fichier ops, les paramètres utilisés sont ceux par défaut.

I.2 Le script d'automatisation

Pour développer le script d'automatisation, il a fallu se baser sur la commande oplrun qui permet de lancer l'optimisation ILOG via une commande MS-DOS sur un serveur dédié. La syntaxe de cette commande est la suivante :

oplrun -p [chemin du projet]

Il faut faire attention à configurer les pilotes ODBC système et non utilisateur sur le serveur qui exécutera la commande car la commande sera exécutée par une application et non par un utilisateur. Le script a été développé en PHP sur deux serveurs différents. Le premier gère tout le site dédié aux répartiteurs ainsi que les paramètres de l'optimisation (Récupération de la période initiale, bouclage autant de fois que de semaines voulues, affichage de l'état d'avancement) tandis que le second prend en charge uniquement l'exécution de l'optimisation sur le même serveur où a été installé ILOG. Par mesure de sécurité, il ne peut être exécuté que par une commande locale.

I.3 Mode opérationnel

Toutes les étapes de l'optimisation se réalisent donc via internet. La page d'optimisation se présente comme sur la Figure-A I-3. L'objectif est que les répartiteurs puissent directement s'en servir sans passer par Fastercom même si dans un premier temps, c'est Fastercom qui fournira les résultats. Dans cette fenêtre, on observe 4 cadres qui correspondent à 4 parties de l'optimisation :

- dans le premier cadre « importation » on réalise l'importation des visites telles qu'elles ont été effectuées par l'entreprise;
- dans le second cadre « ILOG » on optimise a partir de la date indiquée (qui correspond à la valeur Tini de la table Paramètre) et ce pour un nombre de semaine choisi. Ce nombre doit au moins être égal à deux pour être sur que le programme force à vider totalement les cuves des clients visités. Par contre on peut le choisir supérieur pour avoir une idée du nombre de visites dans les prochaines semaines. À noter qu'une fois l'optimisation

terminée la valeur de la date indiquée sera incrémentée d'une semaine pour être prêt pour l'optimisation de la semaine suivante;

- le troisième cadre est censé servir pour l'optimisation des routes, mais à l'heure actuelle il n'est pas fonctionnel car le modèle utilisé n'est pas compatible avec une optimisation des routes période par période;
- le dernier cadre « export » est utilisé pour exporter les visites à effectuer sur un fichier Excel.

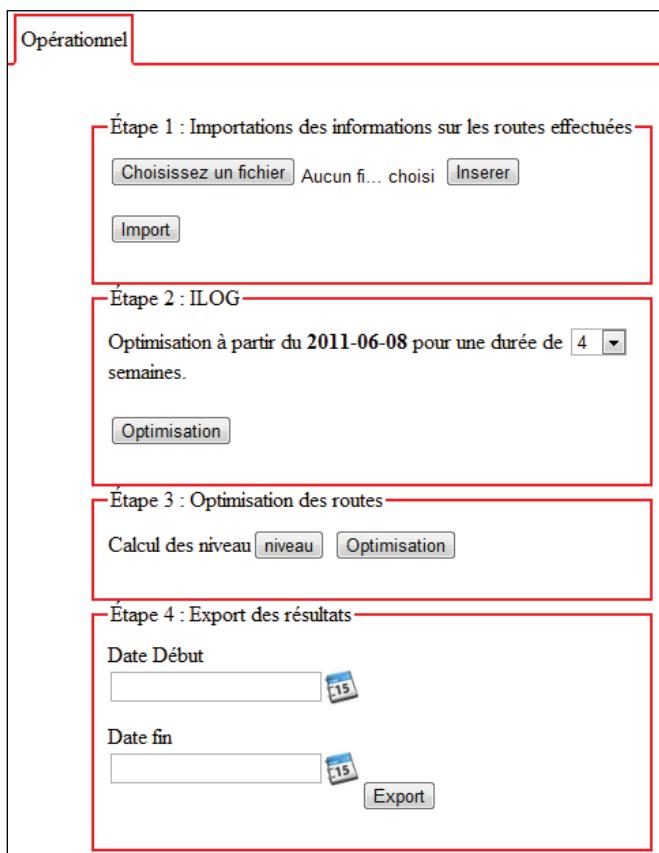


Figure-A I-3 Fenêtre d'optimisation

RÉFÉRENCES

- ALEGRE, J., LAGUNA, M. et PACHECO, J. 2007. Optimizing the periodic pick-up of raw materials for a manufacturer of auto parts. *European Journal of Operational Research*, 179, pp.736-746.
- ANDERSSON, H., HOFF, A., CHRISTIANSEN, M., HASLE, G. et LØKKETANGEN, A. 2010. Industrial aspects and literature survey: Combined inventory management and routing. *Computers & Operations Research*, 37, pp.1515-1536.
- BAITA, F., UKOVICH, W., PESENTI, R. et FAVARETTO, D. 1998. Dynamic routing-and-inventory problems: a review. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 32, pp.585-598.
- BALAS, E. et CHRISTOFIDES, N. 1981. A restricted Lagrangean approach to the traveling salesman problem. *Mathematical Programming*, 21, pp.19-46.
- BERSANI, C., MINCIARDI, R. et SACILE, R. 2010. Economic and Risk Implications in the Distribution of Petrol Products to Service Stations under Retailer Managed and Vendor Managed Inventories. *International Journal of Sustainable Transportation*, 4, pp.129-153.
- BOURQUE, C. 2010. *Les huiles usagées* [En-ligne]. Disponible à: <http://www.recyc-quebec.gouv.qc.ca/Upload/Publications/Fiche-huiles.pdf> [Consulté le 28/05/2011].
- CAMPBELL, A. et SAVELSBERGH, M. 2004. A decomposition approach for the inventory-routing problem. *Transportation Science*, 38, pp.488-502.
- CARPANETO, G. et TOTH, P. 1980. Some new branching and bounding criteria for the asymmetric travelling salesman problem. *Management Science*, 26, p.736.
- CHANG, N. et WEI, Y. 1999. Strategic planning of recycling drop-off stations and collection network by multiobjective programming. *Environmental management*, 24, pp.247-263.
- CHRISTOFIDES, N., MINGOZZI, A. et TOTH, P. 1981. Exact algorithms for the vehicle routing problem, based on spanning tree and shortest path relaxations. *Mathematical Programming*, 20, pp.255-282.
- CLARKE, G. et WRIGHT, J. 1964. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12, pp.568-581.

- CORNILLIER, F., LAPORTE, G., BOCTOR, F. F. et RENAUD, J. 2009. The petrol station replenishment problem with time windows. *Computers & Operations Research*, 36, pp.919-935.
- DANTZIG, G., FULKERSON, R. et JOHNSON, S. 1954. Solution of a large-scale traveling-salesman problem. *Journal of the Operations Research Society of America*, 2, pp.393-410.
- DROR, M. 2005. Routing Propane Deliveries. In: LANGEVIN, A. et RIOPEL, D. (eds.) *Logistics Systems: Design and Optimization*. Springer US.
- DROR, M., BALL, M. et GOLDEN, B. 1985. A computational comparison of algorithms for the inventory routing problem. *Annals of Operations Research*, 4, pp.3-23.
- EILON, S., WATSON-GANDY, C. D. T. et CHRISTOFIDES, N. 1971. *Distribution management: mathematical modelling and practical analysis*, Griffin.
- EL-FADEL, M. et KHOURY, R. 2001. Strategies for vehicle waste-oil management: a case study. *Resources, Conservation and Recycling*, 33, pp.75-91.
- FEDERGRUEN, A. et SIMCHI-LEVI, D. 1995. Analysis of vehicle routing and inventory-routing problems. *Handbooks in operations research and management science*, 8, pp.297-373.
- FEDERGRUEN, A. et ZIPKIN, P. 1984. A combined vehicle routing and inventory allocation problem. *Operations Research*, 32, pp.1019-1037.
- FISHER, M. L. et JAIKUMAR, R. 1978. *A decomposition algorithm for large-scale vehicle routing*, Dep. of Decision Sciences, Wharton School, Univ. of Pennsylvania.
- FLOOD, M. M. 1956. The traveling-salesman problem. *Operations Research*, 4, pp.61-75.
- GAUR, V. et FISHER, M. L. 2004. A periodic inventory routing problem at a supermarket chain. *Operations Research*, 52, pp.813-822.
- GILLETT, B. et MILLER, L. 1974. A heuristic algorithm for the vehicle-dispatch problem. *Operations Research*, 22, pp.340-349.
- GLOVER, F. 1990. Tabu search: a tutorial. *Interfaces*, 20, pp.74-94.
- GOLDEN, B., ASSAD, A. et DAHL, R. 1984. Analysis of a large scale vehicle routing problem with an inventory component. *Large Scale Systems*, 7, pp.181-190.

- JEMAI, Z., KALAI, R. et REKIK, Y. 2010. Analyse d'un problème de tournée de véhicules avec gestion de stock dans un contexte de stock de consignation. *8eme Conférence Internationale de Modelisation et SIMulation - MOSIM'10*. Hammamet - Tunisie.
- KIRKPATRICK, S., JR., D. G. et VECCHI, M. P. 1983. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220, pp.671-680.
- LAPORTE, G. 1992a. The traveling salesman problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, 59, pp.231-247.
- LAPORTE, G. 1992b. The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, 59, pp.345-358.
- LAPORTE, G., MERCURE, H. et NOBERT, Y. 1986. An exact algorithm for the asymmetrical capacitated vehicle routing problem. *Networks*, 16, pp.33-46.
- LIN, S. 1965. Computer solutions of the traveling salesman problem. *Bell System Technical Journal*, 44, pp.2245-2269.
- MILLER, C., TUCKER, A. et ZEMLIN, R. 1960. Integer programming formulation of traveling salesman problems. *Journal of the ACM (JACM)*, 7, pp.326-329.
- MILLER, D. L. et PEKNY, J. F. 1991. Exact solution of large asymmetric traveling salesman problems. *Science*, 251, p.754.
- MILLER, D. M. 1987. An interactive, computer-aided ship scheduling system. *European Journal of Operational Research*, 32, pp.363-379.
- PROULX, B. et ROSSET, J. 2010. *Révision du taux d'huiles récupérables au Québec* [En ligne]. RECYC-QUÉBEC - SOGHU. Disponible à : <http://www.recyc-Quebec.gouv.qc.ca/Upload/publications/mici/rap-huiles-taux-recup.pdf> [Consulté le 14/06/2011].
- QUÉBEC 2004. Règlement sur la récupération et la valorisation des huiles usagées, des contenants d'huile ou de fluide et des filtres usagés : c. Q-2, r.42 : à jour au 1er juin 2011. Éditeur officiel du Québec, cop. 2005.
- RAO, M. et ZIONTS, S. 1968. Allocation of transportation units to alternative trips-A column generation scheme with out-of-kilter subproblems. *Operations Research*, 16, pp.52-63.
- REPOUSSIS, P., PARASKEUOPOULOS, D., ZOBOLAS, G., TARANTILIS, C. et IOANNOU, G. 2008. A Decision Support System For Management Of Waste Lube Oils Recycling Operations.
- REPOUSSIS, P. P., PARASKEVOPOULOS, D. C., ZOBOLAS, G., TARANTILIS, C. D. et IOANNOU, G. 2009. A web-based decision support system for waste lube oils

- collection and recycling. *European Journal of Operational Research*, 195, pp.676-700.
- RIOUX, M. 2011. Analyse statistique des débits. École de Technologie Supérieure.
- ROSENKRANTZ, D. J., STEARNS, R. E. et LEWIS, P. M. 1977. An analysis of several heuristics for the traveling salesman problem. *SIAM Journal on Computing*, 6, p.563.