

HEC MONTRÉAL

**Optimisation d'un réseau de production et distribution avec
incertitude dans la demande : un cas pratique**

par

David Thibodeau

**Sciences de la gestion
(Option Logistique Internationale)**

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences en gestion
(M. Sc.)*

Avril 2016
© David Thibodeau, 2016

Sommaire

L'efficacité de la chaîne logistique est devenue au fil des ans un élément clé de l'avantage compétitif des entreprises. En raison de la complexité accrue de l'environnement économique, il est fréquent que les compagnies doivent avoir recours à des outils d'analyse sophistiqués afin d'optimiser leur réseau logistique. Mais cette complexité est d'autant plus grande lorsqu'il y a présence d'incertitudes dans les marchés visés. Les technologies d'analyse utilisées doivent alors prendre en considération ces incertitudes.

Ce mémoire consiste donc en l'optimisation du réseau de production et distribution d'une entreprise manufacturière canadienne et porte une attention particulière sur l'intégration des incertitudes présentes dans l'évolution des marchés.

Pour ce faire, une optimisation stochastique est effectuée à l'aide d'un modèle linéaire incluant 1024 scénarios de demande et résolu avec CPLEX. Compte tenu du nombre élevé de scénarios, une méthode d'approximation par moyenne d'échantillon est utilisée afin de réduire les temps de calcul requis.

Les résultats de la recherche permettront aux gestionnaires d'obtenir une solution robuste indiquant quelles sont les localisations optimales des entrepôts et permettront de minimiser à long terme les coûts logistiques malgré les variations aléatoires du marché.

Mots clés : Optimisation; Réseaux de distribution; SAA; Modélisation; Scénarios; Incertitude; Localisation; Réseaux logistiques; Programmation stochastique

Abstract

Supply chain efficiency has become over the years a key element of competitive advantage. Due to the increased complexity of today's economic environment, it is common that companies employ sophisticated analysis tools to optimize their logistics network. However, the complexity is even greater when uncertainties exist in the targeted market.

This thesis therefore addresses the optimization of a production and distribution network of a manufacturing company and places the emphasis on how to handle uncertainties contained in the evolution of markets.

For this propose, a stochastic optimization is being performed with the use of a linear model including 1024 demand scenarios and solved with CPLEX. Given the high number of scenarios, a sample-average approximation method is used to reduce computation times.

The research results will provide the managers with a robust solution indicating the optimal warehouse locations and will allow a long-term minimization of the logistics costs despite market fluctuations.

Keywords : Optimization; Network Design; Distribution Network; SAA; Scenarios; Sampling; Supply Chain Networks; Demand Uncertainty; Stochastic Programming; Facility Location

TABLE DES MATIÈRES

Sommaire	ii
Abstract	iii
Table des matières	iv
Liste des figures	vi
Liste des tableaux	vii
Remerciements	viii
1 Introduction	1
1.1 Présentation du contexte	1
1.2 Objectif de cette étude	2
1.3 Présentation de l'entreprise	2
1.4 Organisation du mémoire	3
2 Revue de la littérature	4
2.1 Modèles de localisation	4
2.1.1 <i>Modèles continus</i>	5
2.1.2 <i>Modèles discrets</i>	5
2.1.3 <i>Objectifs</i>	5
2.2 Problème de localisation d'installations à couts fixes	6
2.3 Conception de réseaux de distribution et de production et distribution	7
2.3.1 <i>Modèles multi-échelons</i>	8
2.3.2 <i>Modèles multi-produits</i>	9
2.3.3 <i>Modèles statiques et dynamiques</i>	9
2.3.4 <i>Modèles avec niveaux de stocks</i>	10
2.4 Agrégation	13
2.4.1 <i>Agrégation géographique (points de demande)</i>	13
2.4.2 <i>Agrégation par famille de produits</i>	17
2.5 Programmation stochastique	18
3 Méthodologie de recherche	25
3.1 Modèle d'optimisation	25
3.2 Extensions	30
3.2.1 <i>Contraintes sur les niveaux de stocks</i>	30
3.2.2 <i>Scénarios</i>	32
3.3 Méthode de résolution – approximation par moyenne d'échantillon	33
3.3.1 <i>Identification des solutions candidates</i>	34

3.3.2	<i>Évaluation des solutions candidates</i>	35
3.3.3	<i>Analyse statistique de la solution choisie</i>	36
3.4	Système de résolution	39
3.5	Collecte de données	39
3.5.1	<i>Caractéristiques des produits</i>	40
3.5.2	<i>Nombre d'unités de produits par palette</i>	40
3.5.3	<i>Emplacement et capacité des unités de production</i>	40
3.5.4	<i>Emplacements et capacités des entrepôts</i>	41
3.5.5	<i>Coûts fixes des entrepôts</i>	41
3.5.6	<i>Coûts de stockage et d'entreposage</i>	42
3.5.7	<i>Taux de rotation des stocks</i>	43
3.5.8	<i>Données tarifaires de transport</i>	43
3.5.9	<i>Volumes de ventes historiques</i>	46
3.5.10	<i>Prévisions et tendances de ventes</i>	47
4	Préparation et analyse des données	48
4.1	Agrégation des ventes par périodes	48
4.2	Agrégation par familles de produits	49
4.3	Agrégation géographique des points de demande	50
4.4	Approximation des niveaux de stocks	56
4.5	Transport sortant – Création des modes	57
4.5.1	<i>Calcul des coûts</i>	57
4.5.2	<i>Transport en camion plein vers les clients</i>	58
4.5.3	<i>Segments usines clients</i>	59
4.6	Création des scénarios à partir des tendances prévisionnelles	60
4.7	Conversion des scénarios en volumes de ventes pour 2020	61
5	Résultats	63
5.1	Modèle déterministe	64
5.1.1	<i>Réseau actuel</i>	65
5.1.2	<i>Réseau optimisé pour l'année 2015</i>	68
5.1.3	<i>Analyses de sensibilité</i>	69
5.2	Modèle stochastique avec approximation par moyenne d'échantillon	73
6	Conclusion	78
	Bibliographie	80

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 Représentation de l'erreur d'agrégation de source A	15
Figure 2.2 Représentation de l'erreur d'agrégation de source B	15
Figure 2.3 Représentation de l'erreur d'agrégation de source C	16
Figure 3.1 Diagramme des différents échelons du réseau et des types de transport.....	43
Figure 4.1 Graphique du nombre moyen de produits commandés par mois	49
Figure 4.2 L'erreur de type A lorsque l'entrepôt est situé à une longue distance du point de demande.....	51
Figure 4.3 Visualisation des regroupements et du bruit lors de l'agrégation.....	53
Figure 4.4 Étapes du processus d'agrégation géographique et résultats	54
Figure 4.5 Points de demande suite à la première étape de l'agrégation géographique ...	55
Figure 5.1 Plan des points de demande agrégés, des entrepôts actuels et potentiels et des usines au Canada	64

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1 Notation des paramètres	27
Tableau 3.2 Notation des variables	27
Tableau 3.3 Notation des ensembles	28
Tableau 3.4 Notation des paramètres supplémentaires nécessaires pour l'intégration des niveaux de stocks	30
Tableau 3.5 Notation des variables supplémentaires nécessaires pour l'intégration des niveaux de stocks	31
Tableau 3.6 Notation utilisée pour le processus d'évaluation des solutions candidates issues du modèle stochastique.....	36
Tableau 3.7 Prévisions de ventes par région.....	47
Tableau 4.1 Identification des périodes utilisées dans le modèle	49
Tableau 4.2 Résumé du processus d'agrégation des codes de produits.....	50
Tableau 4.3 Capacités et pourcentages de réduction des modes de transport créés	58
Tableau 4.4 Capacités pour transport sur segment usine client	60
Tableau 4.5 Pourcentages de saisonnalité des ventes par région	62
Tableau 5.1 Entrepôts inclus dans le réseau actuel en 2015.	65
Tableau 5.2 Détails des coûts de transport par type de segment – réseau actuel.....	66
Tableau 5.3 Résumé des décisions au niveau des entrepôts	66
Tableau 5.4 Volumes et pourcentages de capacité de production	67
Tableau 5.5 Décisions de localisation - modèle d'optimisation pour l'année 2015	68
Tableau 5.6 Comparaison des coûts entre le réseau actuel et la solution	68
Tableau 5.7 Analyse de sensibilité 1 - coûts de transport sortant	70
Tableau 5.8 Analyse de sensibilité 1 - décisions d'ouverture d'entrepôts	71
Tableau 5.9 Analyse de sensibilité 2 - capacité de production	72
Tableau 5.10 Comparaison des solutions candidates.....	74
Tableau 5.11 Temps de résolution et valeurs de la fonction objectif.....	75
Tableau 5.12 Bornes supérieures et écarts de chaque solution candidate.....	76
Tableau 5.13 Résultat du calcul de borne inférieure.....	76

1 INTRODUCTION

1.1 PRÉSENTATION DU CONTEXTE

Les gestionnaires sont de nos jours confrontés à des problèmes stratégiques hautement complexes. Ces problèmes peuvent intégrer un nombre impressionnant de paramètres, ce qui rend souvent impossible l'utilisation des méthodes de résolution traditionnelles. Face à cette complexité, il est à présent fréquent pour les gestionnaires d'avoir recours à des outils d'analyse sophistiqués afin de prendre des décisions éclairées. Un problème où ces outils s'avèrent particulièrement utiles est celui de l'optimisation de réseaux de production et distribution.

Les choix effectués par rapport à la localisation des installations d'un réseau de production et distribution ont des impacts considérables. Ils impactent la rentabilité et l'efficacité de la chaîne logistique, tout en affectant le niveau de service apporté aux clients.

D'autre part, les investissements majeurs découlant de ces décisions font en sorte qu'il est nécessaire de considérer un horizon de planification étendu. D'autant plus, l'environnement des entreprises tend maintenant à changer rapidement. Dans ces conditions, la capacité à s'adapter aux changements devient un élément de compétitivité crucial. Il n'est donc plus suffisant d'optimiser le réseau logistique en utilisant les données d'aujourd'hui; les décisions doivent être prises en tenant compte des prévisions sur l'environnement futur de l'entreprise.

Ce mémoire consiste donc en l'optimisation du réseau de production et distribution d'une entreprise manufacturière canadienne et porte une attention particulière sur l'intégration des incertitudes présentes dans l'environnement futur de la compagnie. Les incertitudes plus spécifiquement abordées dans l'étude sont les fluctuations possibles des volumes de ventes dans les marchés visés par l'entreprise.

1.2 OBJECTIF DE CETTE ÉTUDE

L'objectif de cette recherche est d'optimiser le réseau de distribution d'une entreprise afin de diminuer les coûts espérés des entrepôts, du transport, du stockage et de l'entreposage. Une attention particulière est portée à la façon de considérer l'incertitude dans l'évolution des marchés.

L'étude mettra à la disposition des gestionnaires de l'entreprise une vision objective du problème et du réseau dans son ensemble. À terme, elle pourra être utilisée comme un outil de décision supplémentaire donnant des indications sur les décisions optimales à adopter au niveau du réseau de production et distribution.

Le résultat de la recherche doit répondre principalement aux questions suivantes: combien d'entrepôts doivent être présents dans le réseau, quels sont les emplacements optimaux et à quels entrepôts doit être affecté chaque client? Il s'agit aussi de quantifier la réduction des coûts espérés entraînée par cette optimisation.

1.3 PRÉSENTATION DE L'ENTREPRISE

L'entreprise est un manufacturier ayant des opérations à la grandeur du Canada et aussi aux États-Unis. Toutefois, cette étude s'attarde uniquement au réseau canadien.

L'entreprise est en constant développement et considère s'attaquer à de nouveaux marchés (nouveaux produits et nouveaux clients) dans les prochaines années. Également, l'industrie dans laquelle elle évolue est très dynamique. Ce secteur présente une forte saisonnalité et est significativement influencé par les cycles économiques.

Tous ces facteurs accentuent le besoin d'avoir un réseau logistique flexible, robuste et résilient. Un des moyens employés par l'entreprise pour y arriver est d'utiliser à la fois des entrepôts privés et publics puisque les coûts fixes sont beaucoup moins élevés dans le cas des entrepôts publics, ce qui permet de les relocaliser plus facilement.

Finalement, plusieurs des produits vendus présentent de forts volumes, ce qui implique que les coûts de transport constituent une partie importante des coûts logistiques. Certaines stratégies ont été mises en place pour réduire ces coûts, comme l'utilisation de

plusieurs modes de transport (ferroviaire et routier), la possibilité pour les clients de faire eux-mêmes la cueillette de leurs commandes aux entrepôts, l'utilisation du transport en camion plein vers certains clients importants, et la livraison aux clients directement des usines.

À des fins de confidentialité, certaines informations pouvant permettre l'identification de l'entreprise ont été intentionnellement omises. De plus, toutes les données présentées dans ce mémoire étant directement ou indirectement liées à la stratégie de l'entreprise ou à ses états financiers ont été altérées ou intentionnellement omises.

1.4 ORGANISATION DU MÉMOIRE

La suite de ce mémoire est organisée en cinq sections. La deuxième section présente une revue de littérature concernant la conception de modèles d'optimisation de réseaux de distribution. Cette revue note les grands courants ayant mené au sujet qui nous intéresse, soit la conception de réseaux de production et distribution et ses différentes variantes. La troisième section propose une méthodologie afin de résoudre le problème de départ. Dans cette section, nous détaillons la notation utilisée par le modèle d'optimisation, les extensions faites à ce modèle, la méthode d'approximation par moyenne d'échantillon utilisée, le système de résolution et les différents éléments recueillis lors de la collecte de données. Par la suite, la quatrième section consiste à détailler le processus par lequel les données ont été analysées et transformées afin de pouvoir être intégrées au modèle d'optimisation. La cinquième section présente et analyse les résultats obtenus à l'aide du modèle déterministe pour l'année 2015 et du modèle stochastique pour les prévisions de l'année 2020. Finalement, la sixième section fait un retour sur les objectifs et les résultats du mémoire, tout en précisant ses limites et de futures pistes de recherche.

2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

L'ampleur de la recherche en lien avec la conception de réseaux logistiques est considérable et s'étend sur plusieurs décennies. Par conséquent, nous ne faisons qu'une brève revue des grands courants de recherche qui ont mené à la formulation du problème spécifiquement abordé dans cet ouvrage. Nous nous attardons également à certaines problématiques déterminantes de la conception de réseaux de production-distribution.

La conception de réseaux de production-distribution est une variante du problème de localisation d'installations. Une multitude d'extensions ont été ajoutées au cours des années pour arriver au problème traité aujourd'hui.

Nous distinguons trois grands courants dans la recherche ayant mené au problème de conception de réseaux de production-distribution. Le premier est relié au problème de localisation d'installations. Les autres courants viennent successivement ajouter des niveaux de complexité à celui-ci. Ainsi, le second est lié à la conception de réseaux de distribution et ajoute des contraintes spécifiques à la logistique et aux réseaux de distribution. Enfin, le troisième est en lien avec la conception de réseaux de production et distribution et introduit un échelon supplémentaire en considérant l'emplacement des usines et leurs niveaux de production. Il faut noter qu'une partie de la littérature s'affaire maintenant à traiter de la conception de réseaux logistiques, qui considère entre autres l'impact de la localisation des fournisseurs.

2.1 MODÈLES DE LOCALISATION

Une littérature abondante est déjà présente à propos des problèmes de localisation, mais il semble important de situer brièvement notre recherche dans ce contexte.

D'abord, la recherche sur les problèmes de localisation a débuté avec Alfred Weber (1909), lorsqu'il a étudié le problème consistant à localiser un seul entrepôt dans le but de minimiser la somme des distances entre celui-ci et les clients.

Il existe ainsi deux grandes catégories de modèles de localisation d'installations, soit les modèles continus et les modèles discrets. Aussi, une autre classification peut être faite à

partir de l'objectif suivi, ce qui permet de distinguer trois types de modèles : les modèles *p-médiane*, *p-centre* et les problèmes de couverture.

2.1.1 Modèles continus

Les modèles continus sont caractérisés par deux aspects. Premièrement, ils prennent en compte un espace de solution infini, c'est-à-dire qu'il est possible de localiser les installations sur l'ensemble des points de la surface (Francis, McGinnis et White, 1983). Deuxièmement, les distances sont mesurées dans une métrique convenable, habituellement les métriques rectilinéaires ou euclidiennes. Ceci suppose que les distances utilisées sont de bonnes approximations des distances de déplacement réelles. Bien que ces modèles soient utiles dans des cas précis, Ballou (2001) affirme qu'ils ne sont généralement pas utilisés dans la résolution de cas pratiques à cause de leur manque de robustesse. Par contre, il suggère que davantage de recherche pourrait être faite afin d'utiliser les modèles continus dans une étape de préparation, afin de suggérer des emplacements potentiels pour les installations.

2.1.2 Modèles discrets

Les modèles discrets, contrairement aux modèles continus, considèrent un nombre fini d'emplacements où il est possible de localiser les installations.

2.1.3 Objectifs

Les modèles de localisation suivent habituellement un de ces trois objectifs :

- modèles *p-médianes* (mini-somme) : localiser p installations afin de minimiser la distance moyenne entre les clients et les installations associées;
- modèles *p-centre* (mini-max) : un nombre p d'installations doivent être localisées afin de minimiser la distance maximale entre les clients et les installations associées;
- problème de couverture : les clients doivent être contenus dans une distance de couverture critique, l'objectif étant de minimiser le nombre total d'installations nécessaires.

Le nombre de formulations différentes du problème de localisation est élevé et il est à noter que leur utilité n'est pas restreinte aux systèmes logistiques. Des revues récentes des problèmes de localisation peuvent être lues dans Arabani et Farahani (2012), Klose et Drexl (2005), Owen et Daskin (1998) et Verter (1992).

2.2 PROBLÈME DE LOCALISATION D'INSTALLATIONS À COÛTS FIXES

Le problème de localisation d'installations à coûts fixes (*fixed charge facility location problem*) est le problème classique posé en logistique. Il est en quelque sorte une extension du problème de *p-médianes*. Il propose un critère objectif réaliste dans un contexte de conception de systèmes logistiques, soit la minimisation du coût total. Le coût total découle à la fois du coût moyen de transport et du coût de mise en place des installations. Le critère principal est que toute la demande des clients soit comblée. Une formulation du problème de localisation à coûts fixes est posée par Daskin, Snyder et Berger (2005) :

Données et ensembles

I	Ensemble des clients
J	Ensemble des installations candidates
h_i	Volume de demande du client $i \in I$
f_j	Coût fixe d'ouverture d'une installation candidate $j \in J$
c_{ij}	Coût unitaire de transport entre une installation $j \in J$ et un client $i \in I$

Variables de décision

$$X_j = \begin{cases} 1, & \text{si l'installation } j \in J \text{ est ouverte} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

Y_{ij} = Proportion de la demande d'un client $i \in I$ qui est desservie par l'installation $j \in J$

La fonction objectif est formulée ainsi :

$$\text{minimiser } \sum_{j \in J} f_j X_j + \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} h_i c_{ij} Y_{ij}$$

Cette fonction est sujette aux quatre contraintes suivantes :

$$\sum_{j \in J} Y_{ij} = 1 \quad \forall i \in I \quad (1)$$

$$Y_{ij} - X_j \leq 0 \quad \forall i \in I; \forall j \in J \quad (2)$$

$$X_j \in \{0,1\} \quad \forall j \in J \quad (3)$$

$$Y_{ij} \geq 0 \quad \forall i \in I; \forall j \in J \quad (4)$$

La fonction objectif minimise la somme des coûts d'ouverture des installations et des coûts de transport. Les contraintes (1) obligent la demande de chaque client à être pleinement assignée. Les contraintes (2) stipulent que la demande d'un client ne peut être assignée à une installation à moins que celle-ci ne soit ouverte.

Si la capacité des installations est considérée comme infinie, on formule le problème comme étant un problème de localisation à coûts fixes sans capacité (*uncapacitated fixed charge location problem ou UFLP*). Il est connu que la solution optimale à ce problème est assez simple et qu'elle induit naturellement l'affectation de chaque client à une seule installation, soit la plus rapprochée. La version avec capacité (*capacitated fixed charge location problem*) semble toutefois plus adéquate dans la pratique.

2.3 CONCEPTION DE RÉSEAUX DE DISTRIBUTION ET DE PRODUCTION ET DISTRIBUTION

Le problème de conception de réseaux de distribution est une extension du problème de localisation d'installations à coûts fixes. La complexité accrue de ce type de problème est causée par l'intégration de l'échelon de production. Considérer plusieurs échelons nécessite des contraintes supplémentaires, particulièrement au niveau du respect de l'intégrité des flux entre la production et la distribution et entre la distribution et les clients.

Du même coup, diverses problématiques entrant souvent en jeu dans les décisions logistiques peuvent être intégrées dans les modèles de conception de réseaux de distribution. Plusieurs auteurs se sont notamment attardés aux effets produits par l'ajout de l'échelon de production, par les coûts associés aux niveaux de stocks, par la

considération de multiples produits et de multiples périodes, ainsi que par le caractère stochastique de certains paramètres.

Tant qu'à lui, le problème de conception de réseaux de production-distribution combine ces caractéristiques :

- l'emplacement des usines est optimisé;
- les niveaux de production sont décidés par le modèle;
- les couts fixes et autres paramètres comme la capacité des usines sont ajoutés.

Effectivement, les niveaux de production ne sont généralement pas pris en compte dans les modèles de conception de réseaux de distribution. Bien que Geoffrion et Graves (1974) considèrent les flux à partir des usines, aucune décision n'est prise quant à la localisation optimale de ces usines.

Martel (2005) propose une formulation mathématique d'un modèle de production et distribution pour un réseau logistique international. Cordeau, Pasin et Solomon (2006) utilisent un modèle de production et distribution pour optimiser la localisation des usines et des entrepôts dans un réseau logistique.

2.3.1 Modèles multi-échelons

L'intégration de l'échelon de production est ce qui distingue fondamentalement les problèmes de conception de réseaux de distribution des problèmes de localisation. Geoffrion et Graves (1974) ont été les premiers à formuler un modèle multi-échelons dans le but de minimiser le coût total. Se basant sur une étude de cas, ils ont conçu un modèle multi-produits avec contraintes de capacité minimale et maximale, afin de déterminer par combien et par quels centres de distribution doivent transiter les produits et dans quelles usines ils doivent être fabriqués. Des contraintes de capacité au niveau de la production des usines sont aussi suggérées. De plus, ce modèle permet l'ajout de contraintes linéaires et de variables d'affectation. Elles peuvent inclure des contraintes sur le nombre minimal et maximal de centres de distribution à ouvrir, des contraintes de capacité spécifiques à un produit et des contraintes sur les niveaux de service à respecter.

Pour s'assurer du respect de l'intégralité des flux dans un modèle à plusieurs échelons, deux solutions ont été présentées dans la littérature. Premièrement, Geoffrion et Graves (1974) suggèrent de représenter le chemin complet des produits à travers la chaîne, soit entre l'usine et les clients, à l'aide d'indices. La deuxième solution, plus complexe, s'appuie sur la conservation des flux. Le modèle s'assure alors de la conservation des flux entre les usines et les centres de distribution et entre les centres de distribution et les clients. Des modèles de conservation de flux sont présentés dans Goetschalckx, Vidal et Dogan (2001) et Snyder (2005).

2.3.2 Modèles multi-produits

Le fait de considérer plusieurs produits dans la détermination des coûts et des capacités de production, de transport, d'entreposage et des niveaux de demande multiplie le nombre de variables et de contraintes incluses dans le modèle et la complexité avec laquelle il peut être résolu. Mais sa nécessité dans les problèmes pratiques a fait que, depuis Geoffrion et Graves (1974), la grande majorité des modèles inclut cette caractéristique.

2.3.3 Modèles statiques et dynamiques

La plupart des modèles mathématiques présents dans la littérature sont déterministes et à simple période (voir Geoffrion et Graves (1974), Brown et Graves (1987), Cohen et Moon (1990), Pirkul et Jayaraman (1996)).

Cependant, les décisions d'ordre stratégique comme la conception de réseaux de distribution sont prises sur un horizon de temps à long terme et elles impliquent des investissements considérables pour l'entreprise. Certaines variables tendent à changer avec le temps, notamment la structure de la demande et les différents coûts. Ces changements affectent la localisation optimale des centres de distribution dans le réseau, mais les relocalisations nécessitent des coûts substantiels. C'est pourquoi il semble adéquat d'inclure un horizon de temps au modèle afin de représenter plus fidèlement la réalité. Il est alors possible de considérer les variations dans le temps des variables comme le niveau de demande ou les coûts.

Le temps peut être représenté de façon continu ou discret. On parle alors soit d'un modèle simple-période (temps continu) ou multi-périodes (temps discret).

Erlenkotter (1981) énonce deux critères essentiels pour que l'utilisation d'un modèle dynamique soit nécessaire. Premièrement, il doit y avoir des variations au niveau des coûts et de la demande, et deuxièmement, il doit y avoir des coûts significatifs à relocaliser ou agrandir les centres de distribution. Il stipule que si la première caractéristique n'est pas rencontrée, il est plus approprié d'utiliser un modèle simple-période; si le deuxième critère est absent, il est suffisant de faire une série de résolutions statiques indépendantes.

D'autre part, Arabani et Farahani (2012) divisent les modèles dynamiques en deux sous-catégories :

- 1) les modèles dynamiques explicites, où chaque installation peut être ouverte ou fermée à des périodes spécifiques dans l'horizon de planification;
- 2) les modèles dynamiques implicites; où les installations doivent être ouvertes et le rester tout le long de l'horizon de planification, et ce, dès le début.

2.3.4 Modèles avec niveaux de stocks

Les niveaux de stocks ont souvent été ignorés dans la résolution des problèmes de localisation. La raison est que les décisions logistiques en lien aux niveaux de stocks font partie du niveau décisionnel tactique. Il semble alors adéquat de prendre ces décisions subséquentement et indépendamment au problème de localisation, qui est lui de nature stratégique.

Malgré cela, la majorité des modèles de localisation intègrent maintenant les niveaux de stocks (Melo, Nickel et Saldanha-da-Gama, 2009) et les politiques de gestion des stocks font partie des décisions stratégiques les plus fréquemment traitées dans les articles récents à propos de la conception de réseaux logistiques (Mangiaracina, Song et Perego, 2015). Effectivement, la modélisation des niveaux de stocks permet de mieux estimer les coûts associés et les besoins en capacité, ainsi que de considérer les délais d'approvisionnement et les niveaux de services. Aussi, il apparaît maintenant évident que les niveaux de stocks ont un impact sur le nombre optimal et la localisation des installations dans les réseaux logistiques.

Trois types de stocks sont principalement traités dans la littérature, soit les stocks de sécurité, les stocks cycliques et les stocks périodiques. Mais ce sont les stocks de sécurité qui retiennent la majeure partie de l'attention.

Les stocks de sécurité sont nécessaires afin de se prémunir face aux variations de la demande et minimiser les coûts de rupture de stock. Les niveaux de stocks de sécurité optimaux sont déterminés entre autres par les niveaux de service désirés, la variabilité de la demande, les délais de réapprovisionnement et le nombre d'installations.

Baumol et Wolfe (1958) affirment que les niveaux de stocks totaux varient selon la racine carrée du nombre de cargaisons passant par l'entrepôt. Eppen (1979) a étudié la raison de cette variation observée; il l'appelle l'effet de partage de risques (*risk pooling*), c'est-à-dire l'effet de l'agrégation de la demande sur les niveaux de stocks de sécurité totaux. Il a déterminé que les stocks de sécurité augmentent aussi selon la racine carrée du nombre d'installations. La fonction racine carrée fait en sorte que la relation entre les niveaux de stocks et la charge passant par l'installation (et indirectement le nombre d'installations) est non linéaire, ce qui entrave la résolution efficace du modèle de localisation.

Plusieurs solutions sont proposées afin de pallier la relation non linéaire induite par les niveaux de stocks.

Nozick et Turnquist (2001) estiment les niveaux de stocks totaux en fonction du nombre d'installations à l'aide d'une approximation linéaire. Ceci leur permet d'inclure directement le coût des stocks de sécurité en tant que coût fixe dans le modèle de localisation de base.

Cole (1995) présente un modèle localisation-affectation simple-période avec stocks tenant compte du niveau de service offert aux clients. Il suppose que la demande stochastique des clients obéit à une loi normale. Dès lors, il lui est possible d'utiliser la variance des demandes de chaque client pour chaque produit à chaque entrepôt. Il estime les niveaux de stocks de sécurité d'un produit à détenir à un entrepôt à l'aide de l'écart type de la demande associée à ce dernier. L'écart type est obtenu à partir de la racine carrée de la somme des variances des demandes des clients. Par contre, ceci introduit une non-linéarité dans le modèle. Il utilise une méthode de linéarisation par segments pour approximer cette

fonction dans le modèle. Hamer-Lavoie et Cordeau (2006) proposent un modèle de localisation-affectation avec stock semblable à celui de Cole, mais permettant de traiter un nombre arbitraire d'échelons entre les usines et les clients.

Certains auteurs essaient plutôt de résoudre directement les problèmes non linéaires en proposant diverses méthodes d'optimisation. Erlebacher et Meller (2000) développent une formulation non linéaire de programmation en nombres entiers et énumèrent plusieurs procédures afin de déterminer le nombre optimal d'installations et appliquent une heuristique pour affecter les clients aux installations.

Daskin, Coullard et Shen (2002) ont construit un modèle qui détermine la localisation optimale des centres de distribution en utilisant la relaxation Lagrangienne intégrée dans un algorithme de séparation et évaluation (*branch and bound*). Snyder, Daskin et Teo (2007) utilisent aussi une procédure similaire.

Jusqu'ici, l'impact d'un seul type de stock a été étudié. Même si les stocks de sécurité présentent généralement le plus grand potentiel d'économies lors de la centralisation du réseau de distribution (Nozick et Turnquist, 1998), il peut être utile d'incorporer les stocks cycliques et périodiques dans les modèles d'optimisation afin d'estimer les coûts et les besoins en capacité.

Les stocks cycliques sont causés par le délai séparant deux périodes de réapprovisionnement. Dogan et Goetschalckx (1999) estiment les stocks cumulatifs pour chaque produit, chaque installation et chaque période en divisant le volume sortant par la fréquence de réapprovisionnement. Ils estiment ensuite les niveaux de stocks moyens en divisant les stocks cumulatifs par deux, ce qui suppose une demande continue dans le temps. Ozsen, Daskin et Coullard (2009) utilisent la fréquence de réapprovisionnement pour calculer les niveaux de stocks maximaux dans un modèle avec capacité. Ils affirment qu'utiliser les niveaux de stocks maximaux afin d'estimer le besoin en capacité d'un entrepôt est plus adéquat qu'utiliser les flux totaux ou les niveaux de stocks moyens.

Les stocks périodiques sont quant à eux dus à la capacité de production limitée, nécessitant de produire davantage dans les périodes de demandes plus faibles afin de stocker en prévision des périodes de hautes demandes. Dogan et Goetschalckx (1999) intègrent ce

type de stock dans un modèle multi-périodes cyclique. Dans celui-ci, les niveaux de stocks à la fin d'une période sont égaux au niveau du début de la période suivante. Le modèle est considéré cyclique puisque les stocks de la dernière période sont reportés au début de la première période.

2.4 AGRÉGATION

Les problèmes de conception de réseaux logistiques peuvent souvent être de taille considérable. Une technique utilisée afin d'en réduire l'ampleur est d'agréger certaines données.

La nécessité d'agrégation des données est souvent expliquée par le besoin de réduire la puissance de calcul requise afin de résoudre le problème dans des délais acceptables. Ce besoin tend à être moins important de nos jours grâce à l'accroissement de la puissance des ordinateurs durant les dernières décennies. Cependant, l'agrégation peut aussi diminuer les coûts de collecte de données, les coûts de modélisation, les préoccupations liées à la confidentialité et à l'incertitude statistique des données (Francis et Lowe, 2015). Il se peut aussi que seules les données agrégées soient disponibles.

Toutefois, cette technique présente un risque : les données agrégées constituent une représentation approximative ce qui diminue nécessairement l'exactitude du modèle. En d'autres mots, ceci crée des erreurs dans les données utilisées par le modèle d'optimisation et, par conséquent, dans les résultats de celui-ci. Une certaine littérature se concentre à identifier les types d'erreurs découlant de l'agrégation et à quantifier les taux d'erreur induits.

L'objet de la prochaine section est d'analyser plus spécifiquement deux types d'agrégations, soit l'agrégation des points de demande et l'agrégation par familles de produits.

2.4.1 Agrégation géographique (points de demande)

Les problèmes de localisation incluent toujours l'analyse de points de demande (leur position géographique et les volumes de ventes associés). Cependant, dépendamment de

la surface géographique étudiée et de la nature du problème, leur nombre peut être énorme et il peut être complexe de résoudre le problème avec tous les points de demande.

Une façon de pallier cette complexité est de les agréger, c'est-à-dire former des regroupements de points de nature similaire et qui sont géographiquement rapprochés. Ces regroupements sont alors utilisés dans le modèle en remplacement des points originaux. Le terme utilisé dans la littérature pour nommer ces regroupements est *unité spatiale agrégée* (*Aggregated Spatial Unit* ou *ASU*), tandis que les points de demande originaux sont appelés des *unités spatiales élémentaires* (*Basic Spatial Unit* ou *BSU*) (Current et Schilling, 1987).

La création des regroupements se fait parfois avec les divisions régionales politiques déjà en place (quartiers, districts, etc.), mais ceci dépend fortement du contexte du problème. Comme tous les cas sont différents, du jugement est souvent nécessaire.

Dans tous les cas, l'agrégation des points de demande modifie l'exactitude du modèle. Goodchild (1979) a été le premier à démontrer qu'un haut niveau d'agrégation géographique diminue significativement la précision du modèle au niveau de «l'information de localisation». Hillsman et Rhoda (1978) ont identifié d'où provient ce manque de précision et ils en identifient trois sources: les erreurs de source A, B et C. Il semble important de détailler ici chacune de ces sources d'erreur.

L'erreur de source A provient du manque d'information de localisation. La distance calculée entre l'installation et les points désagrégés (BSU) n'est pas la même qu'entre l'installation et les points agrégés (ASU).

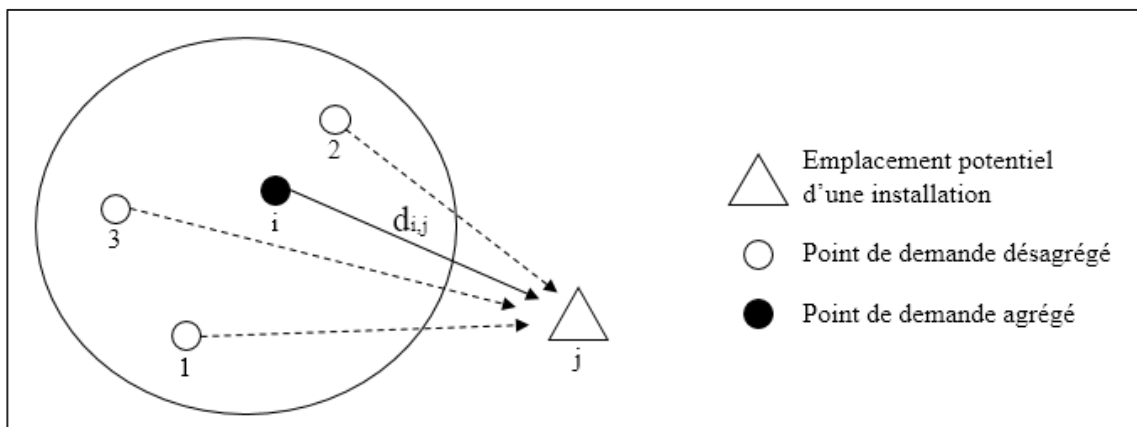


Figure 2.1 Représentation de l'erreur d'agrégation de source A. Tirée de *Aggrégation and non aggregation techniques for large facility location problems : A survey* (Irawan and Salhi, 2015)

L'erreur de source B est un cas spécifique du premier. Elle survient lorsque le point agrégé (ASU) est positionné très près de l'installation. Dans ce cas, la distance entre l'installation et le point agrégé (ASU) tend à être presque nulle.

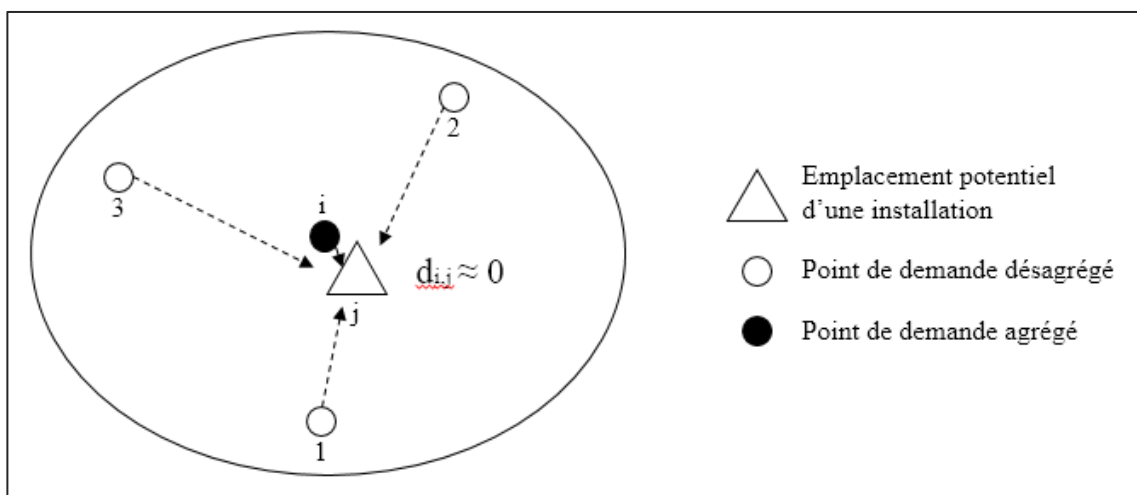


Figure 2.2 Représentation de l'erreur d'agrégation de source B. Tirée de *Aggrégation and non aggregation techniques for large facility location problems : A survey* (Irawan and Salhi, 2015)

L'erreur de source C, finalement, survient lorsqu'un point désagrégé (BSU) n'est pas affecté à l'installation la plus rapprochée.

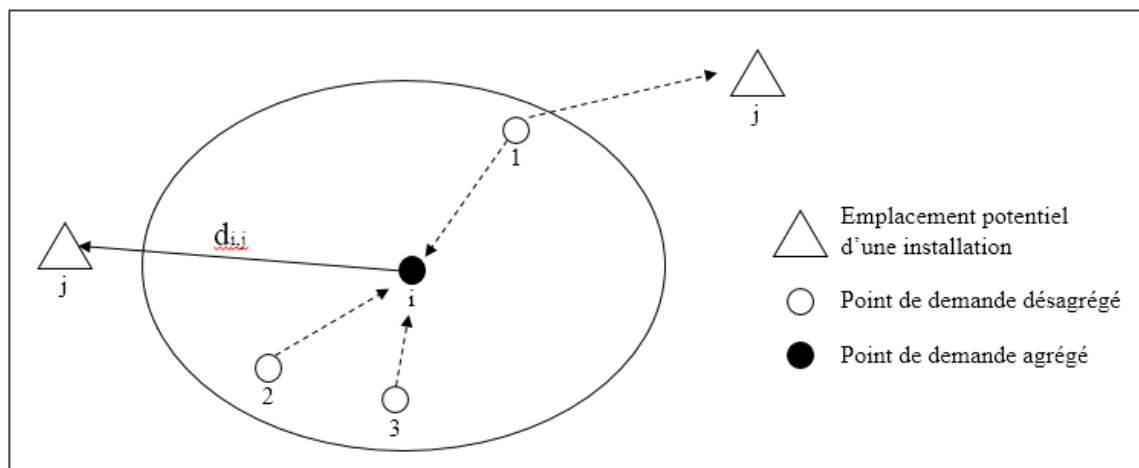


Figure 2.3 Représentation de l'erreur d'agrégation de source C. Tirée de *Aggrégation and non aggregation techniques for large facility location problems : A survey* (Irawan and Salhi, 2015)

Ces sources d'erreurs ont des répercussions dans la solution trouvée. Current et Schilling (1987) détectent deux types d'écarts induits entre la solution trouvée suite à l'agrégation et la «vraie» solution optimale. Ils les étudient dans le contexte des modèles de type *p-médianes*, soit les modèles à la base de la conception de réseaux de distribution. Ils divisent ces écarts 1) en écarts d'optimalité (dues à la configuration sous-optimale de la localisation des installations) et 2) en écarts de coûts (dues à une mesure de la distance totale inexacte). Les erreurs de type A et B d'Hillsman et Rhoda mèneraient donc à des écarts de coûts, tandis que l'erreur de type C mènerait à des écarts d'optimalité.

Plusieurs auteurs se sont affairés à développer des techniques afin de quantifier et borner ces écarts (voir Francis, Lowe, Rayco et Tamir (2008) pour une revue récente de la littérature à ce sujet).

Il est important de noter certaines observations issues de la littérature. D'abord, il convient de définir la mesure de l'erreur. Elle s'obtient en analysant la différence entre la solution obtenue à l'aide des points agrégés (*ASU*) et celle obtenue avec les points désagrégés (*BSU*). Dès lors, il est supposé que la solution idéale est toujours obtenue avec les données désagrégées et, donc, il est possible de postuler que l'erreur d'agrégation diminue lorsque le nombre de points agrégés (*ASU*) augmente relativement au nombre de points désagrégés (*BSU*) (Francis et al., 2008).

Malgré tout, peu de techniques ont été développées afin de réduire l'erreur d'agrégation des points de demande. Notons toutefois celle de Current et Schilling (1987). Leur technique, l'agrégation pondérée (*weighted aggregation*), consiste à calculer la somme des distances pondérées entre les points désagrégés (*BSU*) et l'installation à laquelle ils sont affectés. Ainsi, cette mesure peut être utilisée comme la distance séparant le point agrégé (*ASU*) et l'installation. Il est convenu que cette méthode élimine les erreurs de source A et B, mais pas celles de source C. Hodgson et Neuman (1993) ont introduit une méthode de partitionnement des ASU utilisant des polygones de Voronoï afin d'éliminer les erreurs de source C. Enfin, Bowerman, Calamai et Hall (1999) combinent ces deux méthodes dans un algorithme itératif et testent leur approche sur des données de Central Valley au Costa Rica.

Enfin, une revue de la littérature détaillée à propos de l'agrégation des points de demande est présentée par Sadigh et Fallah (2009).

2.4.2 Agrégation par famille de produits

Tout comme le nombre de points de demande, le nombre de produits en circulation dans le réseau logistique d'une organisation peut aussi être assez élevé. Il y a donc un intérêt à regrouper les produits afin de faciliter l'optimisation du réseau.

Le terme «famille» de produits est utilisé pour nommer ces regroupements. Une famille contient des produits de caractéristiques similaires et qui passent par les mêmes processus logistiques (Chouinard, D'Amours et Aït-Kadi, 2007). Martel (2005) énonce certains critères permettant de guider la création de familles de produits, ces critères doivent être similaires à l'intérieur d'une même famille de produits :

- profil de la demande (distribution, risques, saisonnalité ...);
- unité de production, type de stockage et conditions d'entreposage;
- canaux de distribution et de niveaux de service requis;
- modes de transport utilisés.

Ces critères devraient être respectés au sein des familles de produits afin d'éviter d'engendrer des erreurs dans la représentation des données.

Un avantage indirect à regrouper les produits en familles de produits est que les comportements erratiques de la demande s'annulent généralement entre eux (Benaïssa et Benabdelhafid, 2010 et Dekker, van Donselaar et Ouwehand, 2004), ce qui améliore du même coup les prévisions de la demande.

2.5 PROGRAMMATION STOCHASTIQUE

Plusieurs incertitudes sont présentes dans les données utilisées lors de l'optimisation d'un réseau logistique. Les paramètres principaux du réseau, comme la structure de la demande, les distances et les coûts, peuvent varier grandement.

Inclure les moyennes et les variances de la demande dans le calcul des niveaux de stocks revient entre autres à considérer les incertitudes de la demande, mais seulement à court terme. La nécessité d'utiliser un long horizon de planification rend aussi difficile la collecte de données fiables à long terme.

La programmation stochastique est une manière d'optimiser tout en prenant en compte les incertitudes présentes dans l'horizon de planification. Owen et Daskin (1998) y reconnaissent deux approches principales, l'approche probabiliste, qui considère explicitement les distributions de probabilité des variables stochastiques et l'approche par scénarios, qui représente les incertitudes par un ensemble discret de réalisations probables constituant des scénarios distincts. Dans les deux approches, il s'agit alors de trouver une solution de compromis qui donnera de bons résultats dans toutes les éventualités, mais ne sera pas nécessairement la solution optimale.

Daskin et al. (2005) distinguent la programmation stochastique de l'optimisation robuste selon l'objectif recherché. Selon eux, l'objectif de la programmation stochastique est de minimiser le coût moyen espéré. L'utilisation de scénarios pondérés selon leur probabilité d'occurrence est habituellement privilégiée. Il est alors possible d'optimiser la solution en fonction de la performance espérée de l'ensemble des scénarios. En contrepartie, sous l'approche robuste, l'objectif est de minimiser le coût du pire cas ou le coût de regret. Le regret d'un scénario étant la différence entre le coût espéré de ce scénario et le coût optimal de la solution.

Nous nous attarderons ici plus spécifiquement à l'approche de résolution stochastique par scénarios.

Dans cette approche, on représente l'incertitude par un ensemble fini et discret de réalisations possibles. Chaque réalisation complète de tous les paramètres incertains constitue un scénario (Tsiakis, Shah et Pantelides, 2001).

L'utilisation de scénarios présente plusieurs avantages :

- les scénarios ont l'avantage d'être plus représentatifs pour les gestionnaires, ce qui simplifie leur création et améliore la compréhension des résultats;
- il est possible d'intégrer les interdépendances des paramètres à l'intérieur de chaque scénario. Il y a effectivement de bonnes chances que la demande future et les coûts soient corrélés. Il est aussi possible de modéliser cette corrélation sous l'approche probabiliste, mais ce type de modèle semble beaucoup plus difficile à résoudre (Snyder et al., 2007);
- les modèles existants peuvent être facilement modifiés afin d'intégrer les différents scénarios, car ils sont plus faciles à interpréter et donc plus flexibles (Snyder et al., 2007).

Il est nécessaire d'introduire la notation du modèle d'optimisation incluant l'évaluation de scénarios. La notation présentée ici est issue de Shapiro et Philpott (2007).

Supposons d'abord ξ une variable aléatoire continue avec une distribution probabiliste connue (approche probabiliste) et x une variable à optimiser. Si on désire minimiser l'espérance du coût total $G(x, \xi)$, la fonction objectif est alors:

$$\min_{x \geq 0} E[G(x, \xi)]$$

Sous l'approche par scénarios, la variable aléatoire ξ est une variable discrète, donc possédant un nombre fini de réalisations possibles (scénarios), appelées $\xi_1, \xi_2 \dots \xi_k$, et leur probabilité respectives $p_1, p_2 \dots p_k$. De cette façon, il est possible de formuler le problème stochastique en un problème linéaire déterministe. L'espérance du coût total se traduit par la somme pondérée des fonctions coût total de chaque scénario :

$$E[G(x, \xi)] = \sum_{k=1}^K p_k G(x, \xi_k)$$

Généralement, l'approche par scénario implique la formulation d'un problème à deux étapes (*two-stage problem*). L'idée principale est que certaines décisions devraient être prises seulement lorsque l'incertitude est résolue, lorsqu'on sait quel scénario s'est réalisé, comme les décisions liées au niveau de stocks et aux volumes transportés. Si nous définissons $f(x)$ comme étant la somme des coûts fixes, la formulation à deux étapes de base peut être représentée par:

$$\min_{x \in X} \{f(x) + E[Q(x, \xi)]\}$$

L'objectif est de choisir les variables de la première étape minimisant la somme des coûts et la valeur espérée de la deuxième étape. La fonction de coût espéré de la deuxième étape est appelée la fonction de recours.

Le problème à deux étapes peut être facilement formulé comme un problème de programmation linéaire où on obtient une solution optimale pour le problème de premier niveau et plusieurs solutions optimales de deuxième niveau, soit une pour chaque scénario (Shapiro et Philpott, 2007).

Tsiakis et al. (2001) développent un modèle de chaînes logistiques multi-produits et multi-échelons avec scénarios à deux étapes. L'étude de cas présentée inclut 14 produits, six centres de distribution, 18 clients et trois scénarios de demande. L'objectif est de minimiser le coût espéré de la solution. Le modèle est formulé comme un modèle de grande taille et est résolu à l'aide de CPLEX.

MirHassani et al. (2000) utilisent aussi un modèle par scénarios à deux étapes. La première étape consiste à ouvrir ou fermer des usines et des centres de distribution et à établir leur capacité. La deuxième étape inclut la production et les décisions de distribution. Le problème comporte huit usines, 15 centres de distribution, 30 clients et 100 scénarios. Les auteurs utilisent une décomposition de Benders pour résoudre le modèle.

Alonso, Escudero et Garin (2003) proposent de résoudre un modèle à deux étapes similaire impliquant six usines, 12 produits, 24 clients et 23 scénarios à l'aide d'une heuristique de séparation et évaluation.

Snyder et al. (2007) développent un modèle de localisation stochastique avec partage de risques prenant en compte l'incertitude à deux niveaux. Les auteurs intègrent premièrement l'incertitude à court terme dans le calcul des niveaux de stocks à l'aide des moyennes et des variances de la demande. Mais ils considèrent les moyennes et variances comme des variables aléatoires; ils décident donc de les inclure dans la formulation des scénarios. Le modèle inclue trois scénarios et est résolu à l'aide d'un algorithme de relaxation lagrangienne.

Néanmoins, il est important de noter deux difficultés majeures liées à l'approche par scénarios:

- créer les scénarios et identifier leur probabilité est une tâche difficile et fastidieuse (Snyder, 2005);
- un nombre limité de scénarios peut être utilisé afin de limiter le temps de calcul nécessaire. Il est effectivement possible d'observer que le nombre de scénarios inclus dans les modèles présentés précédemment est limité. La raison est que les modèles grandissent rapidement à mesure qu'on ajoute des scénarios. Le nombre de variables et de contraintes peut excéder rapidement la capacité des logiciels d'optimisation (Bai, Carpenter et Mulvey, 1997).

Il n'existe pas de méthodologie précise pour guider la création de scénarios. En pratique, il peut être souhaitable de faire appel à l'opinion d'experts dans l'entreprise. De plus, une procédure automatisée serait sans doute souhaitable, mais le nombre de scénarios générés

croît rapidement. Effectivement, en supposant que les composantes d'un scénario sont indépendantes et qu'il y a un certain nombre de valeurs possibles pour chacun d'eux (p. ex. : la demande dans d régions indépendantes est représentée par trois valeurs possibles, soit une réalisation pessimiste, réaliste et optimiste), on s'aperçoit que la croissance du nombre total de scénarios est exponentielle (on obtient 3^d scénarios). Le nombre de scénarios devient vite contraignant (Shapiro et Philpott, 2007).

Une façon de palier un nombre trop important de scénarios est de générer un échantillon aléatoire à partir d'une méthode de type Monte-Carlo. L'idée, issue de la programmation stochastique, porte le nom d'approximation par moyenne d'échantillon (*sample average approximation* ou *SAA*). Les fondements mathématiques de la méthodologie sont présentés par Kleywegt, Shapiro, et Homem-De-Mello (2002). Nous invitons également le lecteur à consulter l'article de Shapiro et Philpott (2007), qui présente une revue intéressante et plus appliquée de la méthode SAA.

La méthodologie d'approximation par moyenne d'échantillon développé par Kleywegt et al. (2002) consiste en fait à prendre un échantillon aléatoire de N scénarios, représenté par ξ^1, \dots, ξ^N , parmi tous les scénarios envisageables. Il est supposé que ces scénarios possèdent tous la même probabilité d'occurrence p_h où dans un tel cas $p_h = \frac{1}{N}$. La fonction de la deuxième étape peut ainsi être approximée par son espérance :

$$\hat{q}_N(x) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Q(x, \xi^j)$$

De plus, la fonction objectif de la méthode d'approximation par moyenne d'échantillon est une minimisation de la somme des coûts fixes de première étape et de l'espérance de la fonction définie précédemment :

$$\min_{x \in X} \left\{ \hat{g}_N(x) := c^T x + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Q(x, \xi^j) \right\}$$

En utilisant un échantillon aléatoire de N scénarios, cette fonction donne une solution et la valeur de coût total associée. Cette solution est une approximation de la « vraie »

fonction incluant tous les scénarios possibles. Cependant, il est possible de reprendre cette solution et de l'évaluer sous un échantillon de scénarios beaucoup plus grand, de taille N' . Dans ce cas, il n'est pas nécessaire de résoudre le problème mais seulement d'évaluer le coût de la solution ce qui réduit l'effort de calcul nécessaire. Cette évaluation nous donne évidemment une idée plus juste du coût total de la solution.

L'idée de Kleywegt et al. (2002) est alors de répéter les deux première étapes (optimisation avec N et évaluation avec N') afin de trouver plusieurs solutions candidates et de pouvoir comparer leur évaluation entres-elles afin de sélectionner la «meilleure» approximation.

Plusieurs auteurs tentent d'établir la grandeur idéale de N permettant d'arriver à une solution bonne ou même optimale. Certaines études démontrent que la vitesse de convergence vers une solution optimale est assez rapide à mesure que N augmente, et donc, que le nombre de scénarios nécessaire n'est pas aussi grand qu'on pourrait le penser (Linderoth, Shapiro et Wright, 2006).

Santoso, Ahmed, Goetschalckx et Shapiro (2005) présentent un modèle de programmation stochastique à deux étapes avec approximation par échantillonnage pour résoudre un problème incluant un nombre immense ou infini de scénarios. Ils appliquent leur modèle à une chaîne logistique aux États-Unis et à une chaîne logistique globale. Ils développent entre autres une heuristique permettant de trouver une borne supérieure en répétant la résolution avec de nouveaux échantillons aléatoires et en prenant toujours la meilleure solution à chaque itération.

Schütz, Tomsgard et Ahmed (2009) considèrent l'incertitude court terme et long terme dans un modèle stochastique à deux étapes et utilisent aussi la méthodologie SAA de Kleywegt et al. (2002), combinée à une méthode de décomposition double (*dual decomposition*). Ils comparent ensuite les solutions du modèle stochastique aux solutions du modèle déterministe.

Vila, Beauregard et Martel (2009) mettent de l'avant un modèle stochastique à deux étapes et utilisent la méthode SAA afin d'optimiser un réseau de production-distribution dans le domaine forestier au Canada.

Contreras, Cordeau et Laporte (2011) utilisent la méthode SAA pour un problème de localisation de hubs sans capacité où l'incertitude des coûts de transport ainsi que de la demande est modélisée.

3 MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

La section 3.1 définit premièrement les bases de la notation du modèle d'optimisation. La section 3.2 y ajoute ensuite un niveau de complexité en présentant deux extensions devant y être ajoutées. La section 3.3 détaille la méthode d'approximation par moyenne d'échantillon, qui consiste à choisir des échantillons aléatoires de scénarios afin de trouver différentes solutions candidates et les évaluer. La section 3.4 présente le système de résolution du modèle. Enfin, la section 3.5 énumère les différents aspects de la collecte des données.

3.1 MODÈLE D'OPTIMISATION

Le modèle d'optimisation est inspiré de ceux présentés par Cordeau, Pasin et Solomon (2006) et Cordeau (2014). La formulation a été modifiée afin de respecter les caractéristiques du réseau logistique de l'entreprise étudiée.

La modélisation du problème passe tout d'abord par l'établissement de certaines notations. Nous définissons K comme l'ensemble des produits inclus dans le réseau. Un produit $k \in K$ peut être un produit unique ou une famille de produits agrégés. Chaque produit $k \in K$ est fabriqué par une unité de production $s \in S$. Nous notons K_s l'ensemble des produits pouvant être fabriqués par l'unité de production $s \in S$. Plusieurs unités de production peuvent être présentes à la même usine $p \in P$; l'ensemble S_p détermine les unités de production disponibles aux usines. Nous notons W l'ensemble des emplacements des entrepôts actuels et potentiels. L'ensemble des emplacements clients est noté par C , où chaque élément $c \in C$ représente un client ou un regroupement de clients agrégés. Nous notons également $O = P \cup W$ et $D = W \cup C$ comme étant l'ensemble des origines et des destinations inclus dans le réseau, respectivement.

L'ensemble des périodes de temps incluses dans l'horizon de planification du modèle est noté par T . Toutes les périodes de temps $t \in T$ sont de même durée. Aussi, la demande d'un client c pour un produit k à la période t est définie par a_c^{kt} .

Pour chaque origine $o \in O$, une variable binaire U_o détermine si l'origine est sélectionnée ou non. En particulier, cette variable binaire est utilisée pour identifier le choix d'un entrepôt dans le modèle. Elle prend la valeur 1 si l'entrepôt est ouvert et 0 autrement. Un coût fixe c_o est encouru si l'origine $o \in O$ est sélectionnée.

Au niveau des capacités, plusieurs paramètres doivent être définis. Pour chaque origine $o \in O$, notons q_o sa capacité en sortie, en nombre de palettes. Dans le cas d'une usine, la capacité q_p représente la capacité totale en sortie de l'usine, tandis que le paramètre q_{ps} détermine la capacité maximale de chaque unité de production située à cette usine.

Pour ce qui est des segments de transport, ils sont définis par une paire origine-destination notée $(o, d) \in OxD$, où chaque segment inclut un ou plusieurs modes de transport définis par l'ensemble M_{od} . Pour chaque mode $m \in M_{od}$, une variable binaire Z_{od}^m détermine si le mode est utilisé ou non entre l'origine o et la destination d . Chaque mode $m \in M_{od}$ possède des capacités minimale et maximale, en nombre de palettes, qui sont conjointes à tous les produits passant par ce mode; ces capacités sont respectivement définies par les paramètres l_{od}^m et q_{od}^m . Il n'y a aucune restriction sur le type de produit que peut transporter un mode. Finalement, la quantité totale d'un produit $k \in K$ transigeant sur le mode $m \in M_{od}$ de l'origine o à la destination d à la période $t \in T$ est définie par la variable non négative X_{od}^{kmt} . Le coût de faire transiger une palette par ce mode est de c_{od}^{km} .

Nous présentons dans les trois prochains tableaux un sommaire de la notation utilisée. Le premier tableau comprend les paramètres, le deuxième les variables, puis le troisième présente une liste des ensembles inclus dans le modèle.

a_c^{kt}	Demande du groupe de client c pour le produit k dans la période t
c_w	Coût fixe pour ouvrir l'entrepôt w
c_{od}^{km}	Coût de transport pour livrer une palette de produit k de o à d avec le mode m
l_{od}^m	Capacité minimale du mode m entre o et d en nombre de palettes
q_{od}^m	Capacité maximale du mode m entre o et d en nombre de palettes
q_{ko}	Capacité maximale du produit k livrée de l'origine o en nombre de palettes

Tableau 3.1 Notation des paramètres

X_{od}^{kmt}	Quantité de produits k livrée de o à d sur le mode de transport m à la période t
U_o	1 si l'origine o est sélectionnée, 0 sinon
V_{ps}	1 si l'unité de production s à l'usine p est sélectionnée, 0 sinon
Z_{od}^m	1 si le mode m est sélectionné entre o et d , 0 sinon

Tableau 3.2 Notation des variables

C	Ensemble des clients
C_k	Ensemble des clients demandant un produit k
D	Ensemble des destinations
K	Ensemble des produits
K_s	Ensemble des produits étant fabriqués par l'unité de production s
K_o	Ensemble des produits pouvant être de l'origine ou à destination de o
M_{od}	Ensemble des modes de transport entre o et d
O	Ensemble des origines
P	Ensemble des usines
S	Ensemble des unités de production de fabrication
S_p	Ensemble des unités de production disponibles à l'usine p
T	Ensemble des périodes de temps
W	Ensemble des entrepôts actuels ou potentiels

Tableau 3.3 Notation des ensembles

La fonction objectif comprend une minimisation du coût total. Le coût total inclut les coûts fixes d'ouverture d'entrepôts, puis les coûts variables engendrés par le transport et la manutention des produits sur les différents modes. Ces derniers devraient inclure non seulement les coûts de transport, mais aussi les coûts de manutention engendrés au niveau des entrepôts et des usines.

$$\text{minimiser } \sum_{w \in W} c_w U_w + \sum_{k \in K} \sum_{o \in O} \sum_{d \in D} \sum_{m \in M_{od}} \sum_{t \in T} c_{od}^{km} X_{od}^{kmt} \quad (1)$$

Ensuite, il est nécessaire d'établir deux types de contraintes: les contraintes de flux et les contraintes de capacité.

Les contraintes de flux permettent le respect des flux à travers le temps. Nous avons choisi d'établir un modèle circulaire, c'est-à-dire que la sortie d'un entrepôt à la dernière période est connectée à l'entrée de la période initiale. Nous n'avons donc pas besoin d'initialiser les niveaux de volume dans le modèle.

$$\sum_{o \in O} \sum_{m \in M_{ow}} X_{ow}^{kmt} - \sum_{d \in D} \sum_{m \in M_{wd}} X_{wd}^{kmt} = 0 \quad k \in K; w \in W^k; t \in T \quad (2)$$

$$\sum_{o \in O} \sum_{m \in M_{oc}} X_{oc}^{kmt} = a_c^{kt} \quad k \in K; c \in C^k; t \in T \quad (3)$$

Les contraintes (2) assurent que le volume à l'entrée d'un entrepôt est égal au volume à la sortie. Les contraintes (3) garantissent que toute la demande des clients est satisfaite, c'est-à-dire qu'on livre assez de produits aux clients à chaque période, selon la demande qui a été établie dans le modèle.

Le deuxième groupe de contraintes est celui intégrant les capacités dans le réseau, soit au niveau des usines, des unités de production, des entrepôts et des modes. Les contraintes de capacité à seuil maximal sont présentes pour tous les nœuds, tandis que des contraintes à seuil minimal sont seulement définies pour les modes.

$$\sum_{d \in D} \sum_{m \in M_{od}} X_{od}^{kmt} - q_{ko} U_o \leq 0 \quad k \in K; o \in O; t \in T \quad (4)$$

$$\sum_{k \in K} X_{od}^{kmt} - q_{od}^m Z_{od}^m \leq 0 \quad o \in O; d \in D; m \in M_{od}; t \in T \quad (5)$$

$$\sum_{k \in K} X_{od}^{kmt} - l_{od}^m Z_{od}^m \geq 0 \quad o \in O; d \in D; m \in M_{od}; t \in T \quad (6)$$

Les contraintes (4) fixent les capacités sur les nœuds. Par exemple, une unité de production pourrait avoir une capacité maximale sur le volume d'un certain produit qu'elle peut fournir. Les contraintes (5) définissent une capacité maximale sur le nombre total de palettes pouvant transiger sur un mode si celui-ci est sélectionné. Les contraintes (6) y définissent une capacité minimale qu'il est nécessaire d'atteindre afin de pouvoir sélectionner le mode. Il est important de noter que toutes les contraintes de capacité sont

définies globalement pour tous les produits, c'est-à-dire que la contrainte est vérifiée si la somme des volumes de tous les produits est plus petite ou égale à la valeur de la contrainte.

Puisque plusieurs unités de production peuvent être situées dans la même usine, mais doivent avoir des capacités distinctes, il est possible de créer plusieurs origines (usines) fictives pour chaque unité de production. Ces origines sont ensuite reliées à l'usine principale en fixant des coûts nuls sur les modes et aucune limite de capacité.

3.2 EXTENSIONS

Dans l'objectif de garder une certaine clarté dans la présentation globale du modèle, les sections 3.2.1 et 3.2.2 présentent de façon séparée deux extensions au modèle précédemment défini. Ces deux extensions sont par la suite combinées au modèle de base.

3.2.1 Contraintes sur les niveaux de stocks

Les stocks sont une part importante des coûts dans le réseau de distribution. Il semble donc important de les intégrer au modèle d'optimisation. Pour ce faire, nous avons besoin d'ajouter quelques paramètres, variables et contraintes, en plus de devoir modifier la fonction objectif du modèle.

Trois nouveaux paramètres doivent être ajoutés au modèle. Le paramètre \hat{q}_w^t fixe la capacité maximale de produits que l'entrepôt $w \in W$ peut stocker à la période $t \in T$. Par la suite, le paramètre g_w permet de spécifier le coût attribué au stockage d'une palette à l'entrepôt $w \in W$ pendant une période. Finalement, β_w^{kt} définit le taux d'augmentation unitaire des niveaux de stocks du produit $k \in K$ à l'entrepôt $w \in W$, c'est-à-dire, combien d'unités on doit tenir en stock pour un certain produit afin de pallier aux fluctuations aléatoires de la demande pendant une période t .

\hat{q}_w^t	Capacité maximale de stockage à l'entrepôt w à la période t
g_w	Coût de stockage d'une palette à l'entrepôt w pendant une période de temps
β_w^{kt}	Taux d'augmentation unitaire des niveaux de stocks du produit k à l'entrepôt w

Tableau 3.4 Notation des paramètres supplémentaires nécessaires pour l'intégration des niveaux de stocks

La variable représentant le niveau des stocks à la fin d'une période t aux entrepôts $w \in W$ est I_w^{kt} .

I_w^{kt}	Niveau des stocks du produit k à l'entrepôt w à la fin de la période t
------------	--

Tableau 3.5 Notation des variables supplémentaires nécessaires pour l'intégration des niveaux de stocks

Deux autres contraintes doivent être ajoutées :

$$\sum_{k \in K} I_w^{kt} \leq \hat{q}_w^t U_w \quad w \in W; t \in T \quad (7)$$

$$I_w^{kt} \geq \sum_{d \in D} \sum_{m \in M_{wd}} \beta_w^{kt} X_{wd}^{kmt} \quad w \in W; t \in T \quad (8)$$

Les contraintes (7) permettent le respect de la capacité maximale de stockage aux entrepôts aux périodes $t \in T$.

Les contraintes (8) ajoutent un niveau de stock minimal à conserver en stock. Ce niveau est déterminé proportionnellement au volume passant par l'entrepôt, multiplié par un taux d'augmentation unitaire β_w^{kt} , et ce, à chaque période t .

Les contraintes (2) doivent aussi être modifiées pour inclure les stocks dans la gestion des flux :

$$\sum_{o \in O^k} \sum_{m \in M_{ow}^k} X_{ow}^{kmt} - \sum_{d \in D^k} \sum_{m \in M_{wd}^k} X_{wd}^{kmt} + I_w^{k,t-1} - I_w^{kt} = 0 \quad k \in K; w \in W^k; t \in T$$

Finalement, le coût de tenir un produit k en stock à l'entrepôt w s'ajoute au coût total. Il est donc nécessaire d'ajouter un terme à la fonction objectif de minimisation des coûts, elle devient alors:

$$\text{minimiser} \sum_{w \in W} c_w U_w + \sum_{k \in K} \sum_{o \in O} \sum_{d \in D} \sum_{m \in M_{od}} \sum_{t \in T} c_{od}^{km} X_{od}^{kmt} + \sum_{k \in K} \sum_{w \in W} \sum_{t \in T} g_w^k I_w^{kt}$$

3.2.2 Scénarios

Nous avons recours à l'approche par scénarios afin de prendre en compte l'incertitude dans les prévisions de ventes. Il est nécessaire d'introduire de nouveaux paramètres dans le modèle.

Posons H comme l'ensemble des réalisations possibles associées aux scénarios. Pour chaque scénario $h \in H$, on pose le paramètre p_h comme la probabilité que ce scénario se produise. Les variables de flot et de stocks sont dupliquées pour chaque scénario $h \in H$, soit X_{ow}^{kmth} et I_w^{kth} . Par conséquent, il faut modifier la fonction objectif :

$$\begin{aligned} \text{minimiser } & \sum_{w \in W} c_w U_w + \sum_{k \in K} \sum_{o \in O} \sum_{d \in D} \sum_{m \in M_{od}} \sum_{t \in T} \sum_{h \in H} p_h c_{od}^{km} X_{od}^{kmth} \\ & + \sum_{k \in K} \sum_{w \in W} \sum_{t \in T} \sum_{h \in H} p_h g_w^k I_w^{kth} \end{aligned}$$

Il est à noter qu'il serait possible de spécifier les différents paramètres g_w^k et c_{od}^{km} pour chaque scénario $h \in H$, cependant le problème traité n'y a pas recours. Le seul paramètre spécifié pour chacun des scénarios est a_c^{kt} , soit la demande des clients pour chacun des produits $k \in K$ aux périodes $t \in T$.

Les contraintes (2), (3), (4), (6), (7) et (8) doivent toutes être dupliquées puisque les variables X_{ow}^{kmth} et I_w^{kth} deviennent spécifiques à chaque scénario.

$$\sum_{o \in O} \sum_{m \in M_{ow}} X_{ow}^{kmth} - \sum_{d \in D} \sum_{m \in M_{wd}} X_{wd}^{kmth} = 0 \quad k \in K; w \in W^k; t \in T; h \in H \quad (9)$$

$$\sum_{o \in O} \sum_{m \in M_{oc}} X_{oc}^{kmth} = a_c^{kth} \quad k \in K; c \in C^k; t \in T; h \in H \quad (10)$$

$$\sum_{d \in D} \sum_{m \in M_{od}} X_{od}^{kmth} - q_{ko} U_o \leq 0 \quad k \in K; o \in O; t \in T; h \in H \quad (11)$$

$$\sum_{k \in K} X_{od}^{kmth} - q_{od}^m Z_{od}^m \leq 0 \quad o \in O; d \in D; m \in M_{od}; t \in T; h \in H \quad (12)$$

$$\sum_{k \in K} X_{od}^{kmth} - l_{od}^m Z_{od}^m \geq 0 \quad o \in O; d \in D; m \in M_{od}; t \in T; h \in H \quad (13)$$

$$\sum_{k \in K} I_w^{kth} \leq \hat{q}_w^t U_w \quad w \in W; t \in T; h \in H \quad (14)$$

$$I_w^{kth} \geq \sum_{d \in D} \sum_{m \in M_{wd}} \beta_w^{kt} X_{wd}^{kmth} \quad w \in W; t \in T; h \in H \quad (15)$$

En intégrant les scénarios dans le modèle d'optimisation, une solution de compromis est obtenue. Cette solution minimise le coût espéré du modèle. Elle comporte deux niveaux. Le premier niveau est unique et correspond à la sélection des usines, des unités de production, des entrepôts et des modes, soit les variables de sélection. Le deuxième niveau comprend plusieurs sous-solutions correspondant chacune aux décisions optimales à adopter dépendamment des réalisations de chaque scénario. Chaque sous-solution de deuxième niveau est donc associée à un seul scénario, elle comprend les variables de flux et de stocks optimales pour le scénario spécifique. Il y a donc autant de solutions de deuxième niveau qu'il y a de scénarios.

L'introduction de l'incertitude par la création de scénarios complique toutefois la résolution du problème. On s'aperçoit qu'en dupliquant chacune des contraintes autant de fois qu'il y a de scénarios, le problème grossit très rapidement. En fait, même un petit nombre de scénarios peut le rendre insolvable dans un laps de temps adéquat. Une solution serait donc de limiter le nombre de scénarios à seulement quelques-uns, mais la perte de précision induite nous incite à utiliser une autre approche. C'est pourquoi l'approche employée est plutôt l'utilisation de la méthode de résolution par approximation par moyenne d'échantillon, présentée dans la prochaine section.

3.3 MÉTHODE DE RÉOLUTION — APPROXIMATION PAR MOYENNE D'ÉCHANTILLON

La procédure SAA (approximation par moyenne d'échantillon) utilisée est issue de Kleywegt et al. (2002). La première étape consiste à résoudre le modèle à l'aide d'un échantillon aléatoire de scénarios. Cette étape est répétée plusieurs fois en utilisant plusieurs échantillons aléatoires différents dans le but de dresser une liste de solutions candidates potentielles. Ensuite, une méthode d'évaluation par évaluation est utilisée afin

de comparer les solutions candidates entre elles. Finalement, l'optimalité de la solution choisie est bornée statistiquement.

3.3.1 Identification des solutions candidates

Afin d'identifier un certain nombre de solutions candidates, c'est-à-dire des ensembles de décisions de premier niveau permettant d'obtenir des résultats convenables au problème, nous prenons dans un premier temps un échantillon aléatoire de N scénarios, représenté par ξ^1, \dots, ξ^N . Il est supposé que tous les scénarios possèdent la même probabilité d'occurrence p_h , donc $p_h = \frac{1}{N}$. Nous pouvons assumer que les scénarios sont équiprobables puisqu'ils sont générés par échantillonnages. Alors, si une situation particulière est plus probable, elle ressortira plus souvent dans l'échantillon et sera représentée par un plus grand nombre de scénarios. Les probabilités respectent alors la distribution d'origine.

Afin de simplifier les explications, nous introduisons ici une nouvelle notation pour définir la fonction de deuxième niveau:

$$\hat{q}_N(x) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Q(x, \xi^j)$$

Cette fonction représente une approximation du coût espéré et utilise la moyenne de coût de chaque scénario, puisque les probabilités p_h sont identiques. La variable x symbolise les valeurs de toute solution possible. Une solution comprend les décisions face à l'ouverture de tous les entrepôts actuels ou potentiels.

Le problème complet à deux étapes revient alors à minimiser la fonction objectif suivante:

$$\min_{x \in X} \left\{ \hat{g}_N(x) := c^T x + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Q(x, \xi^j) \right\}$$

où $c^T x$ est le total des coûts fixes. On note x_N la solution candidate et \hat{v}_N la valeur de coût total optimisée obtenue lors de la résolution du problème de moyenne d'échantillon basé sur l'échantillon de taille N .

Il est ensuite possible de répéter cette étape pour trouver plusieurs solutions candidates. En résumé, il s'agit de générer M échantillons aléatoires de N scénarios ξ^1, \dots, ξ^N et de résoudre chacun de ces M problèmes, pour ainsi obtenir M solutions candidates x_N^1, \dots, x_N^M et M valeurs de coût total $\hat{v}_N^1, \dots, \hat{v}_N^M$.

3.3.2 Évaluation des solutions candidates

Les M solutions candidates sont ensuite évaluées entre elles à l'aide d'un unique échantillon de taille N' , soit $\xi^1, \dots, \xi^{N'}$ où N' est typiquement beaucoup plus grande que N . À cette étape, la taille de l'échantillon peut être beaucoup plus grande puisque les solutions sont déjà connues (les variables de la première étape du modèle comme les variables de sélection des usines, des unités de production, des entrepôts et des modes sont fixées, ce qui réduit le temps de calcul nécessaire). La résolution est en fait seulement une évaluation du coût total de chaque solution sous les N' scénarios.

Pour chaque solution M obtenue lors de la première étape, nous trouvons la valeur $\hat{v}_{N'}^M$, correspondante à l'aide de la fonction objectif :

$$\hat{g}_{N'}(x) = c^T x + \frac{1}{N'} \sum_{j=1}^{N'} Q(x, \xi^j)$$

La solution candidate choisie est celle avec le coût total $\hat{v}_{N'}$ le plus bas, c'est-à-dire celle performant le mieux sous les N' scénarios. On nomme \hat{x} la solution choisie, elle est alors représentée par :

$$\hat{x} \in \arg \min \{v_{N'}(x) \mid x \in \{x_{|N|}^1, \dots, x_{|N|}^M\}\}$$

Le coût total optimal de la solution est représenté par $\hat{v}_{N'}$.

Les valeurs N , M et N' sont choisies expérimentalement de façon à ce qu'ils soient le plus grand possible tout en permettant la résolution dans un temps raisonnable.

Un résumé de la notation utilisée jusqu'à présent est présenté ici :

<p>N : taille des échantillons de l'étape initiale</p> <p>M : nombre d'échantillons de taille N</p> <p>N' : taille de l'échantillon unique</p> <p>$c^T x$: coûts fixes du modèle multi-étapes</p> <p>$\hat{q}_N(x)$: fonction approximative du coût espéré d'un échantillon de scénarios pour la solution</p> <p>$\hat{g}_N(x)$: coût espéré pour un échantillon de scénarios</p> <p>v_N : valeur optimisée du coût total de la fonction-objectif</p> <p>\hat{x} : solution optimale</p>
--

Tableau 3.6 Notation utilisée pour le processus d'évaluation des solutions candidates issues du modèle stochastique

3.3.3 Analyse statistique de la solution choisie

Il est possible d'évaluer la qualité de la solution trouvée à l'aide de l'échantillon N' . La procédure et les calculs statistiques sont issus de Shapiro et Philpott (2007).

L'écart d'optimalité entre la solution optimale trouvée précédemment (en utilisant l'échantillon N') et la valeur de la solution optimale au vrai problème v^* (le problème incluant tous les scénarios) est défini par :

$$\text{Écart}(\hat{x}) := g(\hat{x}) - v^*$$

Il est possible d'estimer cet écart en calculant des bornes inférieures et supérieures pour v^* .

Borne inférieure

Pour identifier une borne inférieure, il faut calculer la moyenne des M valeurs de coût total trouvées lors de l'étape initiale et leur variance :

$$\bar{v}_{N,M} := \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M v_N^j$$

$$\hat{\sigma}_{N,M}^2 := \frac{1}{M(M-1)} \sum_{j=1}^M (v_N^j - \bar{v}_{N,M})^2$$

Nous calculons ensuite la borne inférieure en utilisant ces deux valeurs :

$$L_{N,M} := \bar{v}_{N,M} - t_{\alpha,\nu} \hat{\sigma}_{N,M}$$

Ici $t_{\alpha,\nu}$ réfère à la valeur de la loi t de Student avec un degré de liberté $\nu = M - 1$ avec un niveau de confiance de $100(1-\alpha)\%$. L'écart type $\hat{\sigma}_{N,M}$ est obtenu avec la racine carrée de la variance $\sqrt{\hat{\sigma}_{N,M}^2}$.

Borne supérieure

Pour identifier la borne supérieure, la variance de l'échantillon N' est calculée :

$$\hat{\sigma}_{N'}^2(\hat{x}) := \frac{1}{N'(N' - 1)} \sum_{j=1}^{N'} [Q(\hat{x}, \xi^j) - \hat{q}_{N'}(\hat{x})]^2$$

Ce calcul nécessite de résoudre N' problèmes à un scénario séparément en utilisant la solution \hat{x} ; en d'autres mots, il s'agit de reprendre un à un chaque scénario de N' et, pour chacun, construire et résoudre le modèle $Q(\hat{x}, \xi)$ à scénario unique tout en comparant le résultat à chaque itération avec $\hat{q}_{N'}(\hat{x})$.

Il est possible d'ajouter les coûts fixes $c^T x$ aux deux termes de cette équation. Nous obtenons :

$$\hat{\sigma}_{N'}^2(\hat{x}) := \frac{1}{N'(N' - 1)} \sum_{j=1}^{N'} [c^T \hat{x} + Q(\hat{x}, \xi^j) - c^T \hat{x} + \hat{q}_{N'}(\hat{x})]^2$$

La partie $c^T \hat{x} + Q(\hat{x}, \xi^j)$ est finalement le même modèle à deux étapes utilisé précédemment, nous n'avons donc pas de modification à y faire. Notons aussi que $c^T \hat{x} + \hat{q}_{N'}(\hat{x}) = \hat{g}_{N'}$.

Nous calculons la borne supérieure avec :

$$U_{N'}(\hat{x}) := \hat{g}_{N'}(\hat{x}) + z_\alpha \hat{\sigma}_{N'}(\hat{x})$$

où z_α réfère à la valeur de la loi normale centrée réduite avec un niveau de confiance de $100(1-\alpha)\%$.

Enfin, la valeur de $\widehat{\text{Écart}}(\hat{x})$ et le taux associé sont estimés statistiquement avec une confiance de $(1 - 2\alpha)\%$ par :

$$\widehat{\text{Écart}}(\hat{x}) := U_{N'}(\hat{x}) - L_{N,M}$$

$$\% = \frac{\widehat{\text{Écart}}(\hat{x})}{L_{N,M}} \times 100$$

Plus cet écart est faible, plus on est confiant que $\bar{v}_{N,M}$ approxime correctement la valeur de la solution au problème original, soit le problème incluant tous les scénarios. En d'autres mots, l'écart quantifie l'efficacité de la méthode d'approximation par échantillonnage dans le contexte spécifique défini par le problème. Une façon de réduire cet écart est d'utiliser un N plus grand.

3.4 SYSTÈME DE RÉOLUTION

Le modèle linéaire est résolu à l'aide de CPLEX 12.6.1 sur un processeur Intel possédant 6 cœurs cadencés à 3.07GHz dans un environnement Linux. Une limite est fixée avec CPLEX pour utiliser au maximum 2 files d'exécution concurrentes.

Un programme en C développé par Cordeau (2014) est employé afin de créer l'interface avec le solveur CPLEX. Le programme prend en entrée un fichier texte brut, le valide et crée un fichier de programmation linéaire dans le format spécifique à CPLEX (.lp). Il appelle ensuite le solveur, puis valide la solution produite afin de s'assurer qu'elle respecte les contraintes.

Un logiciel programmé en Python (ver. 2.7) a été spécifiquement développé pour cette recherche afin de gérer l'ensemble du processus de résolution. C'est-à-dire, 1) générer, à partir d'un tableur Excel regroupant les données collectées, le fichier texte brut utilisé par le programme en C, 2) créer les scénarios et les échantillons aléatoires, 3) automatiser la création et la résolution des multiples problèmes nécessaires dans la méthode d'approximation par échantillonnage et 4) automatiser l'analyse de la solution et en générer un rapport sous format Excel.

3.5 COLLECTE DE DONNÉES

Nous détaillons ici chaque aspect de la collecte de données ayant été effectuée préalablement à la construction du modèle d'optimisation du réseau de production-distribution. Il est connu que cette étape est souvent la plus fastidieuse lors de la réalisation de ce type de recherche. Effectivement, son caractère étendu et global oblige l'intégration de données provenant de plusieurs départements et divisions de l'entreprise, donc la

quantité de données à collecter est considérable. Il est également nécessaire d'effectuer une étape de validation afin de s'assurer que les données obtenues sont complètes et éviter l'introduction de biais dans l'étude.

3.5.1 Caractéristiques des produits

La liste des produits vendus et leurs caractéristiques ont dû être obtenues afin de conduire les analyses subséquentes sur les données de ventes et de production. Les informations recueillies sur chaque produit ont été le code de produit, le poids, les dimensions, la gamme du produit et l'unité de production associée.

À partir de ces caractéristiques, les produits ont été regroupés en familles. La section 4.2 détaille la méthode utilisée afin de créer ces différentes familles de produits.

3.5.2 Nombre d'unités de produits par palette

Tous les volumes du réseau, soit les données de ventes, les capacités de production, d'entreposage, de stockage et les coûts de transport, sont représentés sous la même unité de volume. Cela facilite par la suite leur intégration au modèle. L'unité palette a été utilisée dans le modèle, car les données de capacité et de transport sont généralement calculées à partir de celle-ci.

Un ratio du nombre d'unités par palette a été évalué pour chaque famille de produits. Ce ratio est utilisé pour convertir le nombre d'unités vendues à chaque point de demande en nombre de palettes vendues. Il a été calculé de deux façons, dépendamment de la disponibilité de l'information. Lorsqu'un produit type de la famille de produits pouvait être identifié, le ratio du nombre d'unités par palette a directement été utilisé. Autrement, le ratio a été calculé en utilisant les données historiques de livraisons, soit les moyennes du nombre d'unités et du nombre de palettes par commande.

3.5.3 Emplacement et capacité des unités de production

Plusieurs unités de production peuvent être disponibles dans une même usine. Il est à noter que plusieurs familles de produits peuvent être fabriquées par la même unité de production.

Les localisations des usines ont été utilisées afin de calculer les coûts de transport entre celles-ci et les entrepôts. Puisque chaque unité de production est représentée comme une usine distincte dans le modèle, le coût de transport entre une unité de production et une usine est considéré comme nul.

Les capacités des unités de production actuelles sont intégrées dans le modèle d'optimisation. Ceci permet d'analyser si la capacité actuelle est suffisante dans la résolution du modèle prédictif. De plus, le respect de la capacité permet de modéliser adéquatement la production à travers le temps et à travers les différentes usines lorsque la limite de capacité de certaines unités de production est atteinte. Cette situation est courante, notamment dans le contexte saisonnier.

La capacité d'une unité de production est représentée en nombre de palettes par période. Ces taux ont été calculés à partir des niveaux historiques de production durant les périodes de pointe soit lorsque la production est près de la limite de la capacité. Ce taux est alors extrapolé aux autres périodes.

3.5.4 Emplacements et capacités des entrepôts

L'entreprise exploite déjà quatre entrepôts au Canada. La localisation de ces entrepôts est notamment utilisée pour le calcul des coûts de transport.

Le modèle étant discret, un certain nombre d'entrepôts potentiels doit être proposé. Ainsi, six localisations additionnelles ont été identifiées.

Celles-ci ont été choisies en fonction de la proximité avec une usine ou un marché possédant un volume de ventes significatif, mais qui n'est pas déjà desservi par un entrepôt à proximité.

3.5.5 Coûts fixes des entrepôts

L'entreprise exploite à la fois des entrepôts privés et publics. Alors que les entrepôts privés sont détenus par l'entreprise, les entrepôts publics sont des espaces loués à des fournisseurs. La structure de coût diffère ainsi selon le type d'entrepôt.

Les coûts fixes de chaque entrepôt privé détenu par l'entreprise actuellement ont été obtenus à partir des données comptables de l'entreprise. Ils incluent entre autres les coûts d'immobilisation, d'équipement et d'autres frais généraux. Les coûts fixes des entrepôts privés potentiels ont été calculés à partir des résultats de recherche internes sur les régions concernées.

Dans le cas des entrepôts publics, la plupart des coûts sont variables; les entrepôts publics présentent certes moins de coûts fixes que les entrepôts privés. Un faible coût est quand même associé à la création des contrats et au suivi nécessaire des contrats permettant de s'assurer du respect des ententes. Ces coûts sont par définition difficiles à estimer, toutefois, une estimation du nombre d'employés et du temps nécessaire à la réalisation de ces tâches a été utilisée pour calculer un coût fixe général pour tous les entrepôts publics actuels ou potentiels.

3.5.6 Coûts de stockage et d'entreposage

Les coûts de stockage et d'entreposage ont été calculés pour chaque entrepôt. Le coût de stockage représente le coût défrayé afin de stocker une palette dans un entrepôt pendant une période de temps, tandis que les coûts d'entreposage sont défrayés lorsqu'une palette est reçue ou expédiée. Les coûts sont différents selon les différentes régions du Canada, ce qui a un impact important sur la localisation optimale.

Dans le cas des entrepôts publics, les contrats incluent déjà les coûts de stockage et les coûts d'entreposage pour la réception et l'expédition, par palette.

Au niveau des entrepôts privés, les données comptables et les données historiques ont été utilisées pour calculer les coûts variables de stockage par palette et les coûts moyens d'entreposage (temps de main d'œuvre pour réception et expédition).

Les coûts variables des entrepôts potentiels ont été estimés à partir des coûts des entrepôts actuels situés dans la même province ou la province adjacente et des recherches internes sur les coûts moyens par région.

3.5.7 Taux de rotation des stocks

Les niveaux de stocks cycliques et de sécurité sont calculés de façon combinée par le modèle à l'aide des taux de rotation moyens des entrepôts.

Il a été convenu que les taux de rotation restent habituellement stables pendant l'année et à travers les entrepôts. Un taux de rotation mensuel de 1 a été utilisé. Le taux de rotation utilisé pour une période (3 mois) est alors de 3.

3.5.8 Données tarifaires de transport

Deux types de segments sont présents dans le réseau ; le transport entrant aux entrepôts et le transport sortant des entrepôts. Le transport entrant relie les usines aux entrepôts ou deux entrepôts ensemble alors que le transport sortant définit les segments entre les entrepôts et les clients ou le transport direct entre les usines et les clients.

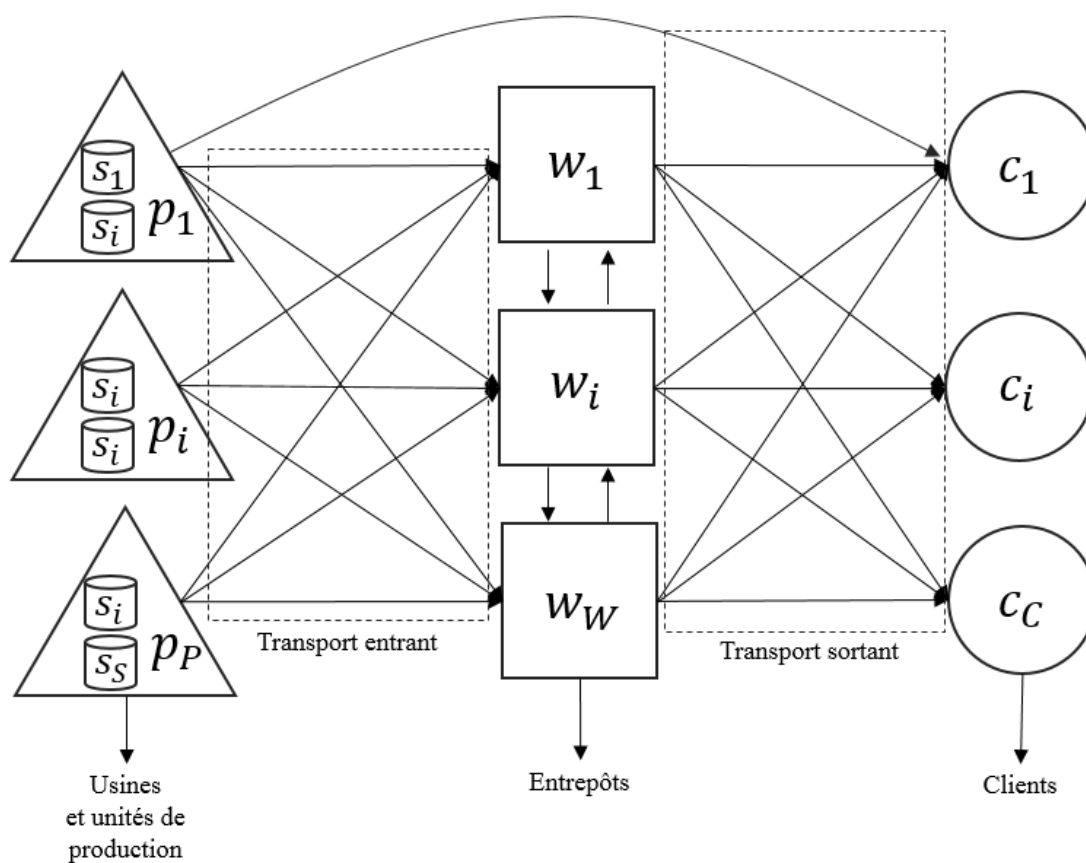


Figure 3.1 Diagramme des différents échelons du réseau et des types de transport. Le transport sortant inclut le segment entre p₁ et c₁.

Au niveau du transport entrant, les livraisons sont faites exclusivement en camion plein. Les contrats avec les compagnies de transport détaillent le prix du transport par camion plein entre les usines et les entrepôts, ainsi qu'entre les entrepôts eux-mêmes. Le prix à la palette a été estimé en prenant un nombre de 24 palettes par camion. Les frais de livraisons en camion plein à destination d'emplacements potentiels ont été estimés et validés un à un par le département logistique de l'entreprise. Le nombre total de segments de transport entrant est seulement de 20, compte tenu de la centralisation du volume de plusieurs usines à un entrepôt.

À l'opposé, le nombre de segments en transport sortant est beaucoup plus considérable. D'ailleurs, l'entreprise a recours à plusieurs fournisseurs de transport, même à l'intérieur des mêmes régions. C'est pourquoi les coûts de chaque segment ont été estimés à partir des données historiques de livraison des deux dernières années plutôt que par l'information contenue dans les contrats de livraison. Les données incluses pour chaque livraison sont :

- nombre de palettes livrées;
- montant payé au transporteur;
- emplacement de la source (entrepôt ou usine);
- emplacement de la destination (client).

Une moyenne du montant payé par palette selon la source et la destination peut être calculée à partir de cette liste. Une validation de chaque donnée de livraison a été préalablement effectuée afin d'éliminer les données extrêmes et les tarifs nuls. Les moyennes obtenues basées sur un trop petit nombre d'échantillons (moins de cinq livraisons par segment dans l'année de référence) ont été invalidées.

Les données tarifaires ont été obtenues de cette façon pour seulement 60% des segments, compte tenu de l'élimination de données non valides, du manque de données pour certains entrepôts et pour certains clients ainsi que de l'absence d'information tarifaire pour les emplacements non actuels. La méthodologie employée afin d'identifier des tarifs pour les segments manquants est présentée dans la section 4.5. Certaines données qualitatives entrent en jeu dans cette étape. Par exemple, certaines régions, certaines villes ou certains

segments où les tarifs des transporteurs sont généralement plus (ou moins) chers ont été identifiés. Des facteurs de sur (sous) pondération y ont été associés.

Plusieurs éléments permettent de réduire le coût du transport sortant :

- taux de «ramassage» des commandes par les clients aux entrepôts;
- transport direct des usines aux clients;
- transport en camion plein aux clients des commandes volumineuses.

3.5.8.1 Proportion de cueillette par les clients

Un service de ramassage des commandes est disponible aux entrepôts. La proportion des commandes qui passent par ce service varie selon les entrepôts. Ainsi, ce service réduit évidemment les coûts de transport sortant. Un taux de ramassage espéré pour chaque entrepôt, variant de 5 à 20%, et une distance minimale entre l'entrepôt et les points de demande, de 200 km, ont été identifiés. Donc, les frais de transport sortant à destination des points de demande contenus à l'intérieur du périmètre maximal sont ensuite modulés en fonction du taux de ramassage.

3.5.8.2 Proportion du transport sortant effectué en camion plein

Un autre facteur de réduction des coûts de transport sortant est la proportion du transport sortant des entrepôts qui se fait en camion plein. Certains segments possédant un volume important permettent effectivement de faire certaines livraisons en camion plein.

Ce type de décision étant pris davantage au niveau opérationnel, il est difficile de prévoir la proportion exacte qui sera faite en camion plein. Effectivement, la variabilité et le volume de la demande du client, la disponibilité des services de transport et les promotions influencent le type de transport employé. Cela dit, il est possible d'estimer un taux moyen ainsi qu'un volume minimal à l'utilisation du camion plein pour chaque entrepôt.

Il est connu que le volume moyen entre l'entrepôt et un point de demande pendant une période doit être assez élevé pour permettre la livraison en camion plein. En évaluant les données historiques, il a été possible d'établir le seuil où le niveau de volume rend possible la livraison en camion plein. Lorsque le volume atteint ce seuil, ce n'est pas tout le transport qui est livré en camion plein dû à la variabilité dans le temps entre les

commandes d'un même point de demande pendant une période. Un taux moyen est estimé avec les données historiques de transport.

3.5.8.3 Densité relative des palettes en transport sortant

La conservation des flux dans le modèle nécessite de les représenter à l'aide d'une même unité commune, l'unité choisie étant l'unité palette. Ainsi, en général, les flux entrants devraient être égaux aux flux sortants (en omettant le volume servant au réapprovisionnement des stocks) dans un entrepôt. Cependant, une consolidation des produits est faite aux entrepôts. Les types de produits constituant les palettes à la sortie de l'entrepôt sont donc plus hétérogènes que lorsque l'entrepôt reçoit les produits de l'usine. Ceci réduit nécessairement la densité avec laquelle les produits peuvent être mis sous palette. En d'autres mots, les palettes sont beaucoup moins compactes à la sortie de l'entrepôt qu'à l'entrée.

Puisque les volumes sont représentés dans tous les échelons du réseau par la même unité palette, le coût de transport sortant doit être surpondéré afin de refléter la différence de densité des palettes. Ce facteur a été estimé en comparant le nombre de palettes à la réception et à l'expédition des entrepôts. Une surpondération des segments en transport sortant de 15% a été globalement utilisée.

3.5.9 Volumes de ventes historiques

Une base de données totalisant 3080 clients canadiens a été utilisée pour la construction du modèle. La localisation géographique des clients s'est faite à partir du code postal. Une étape de validation a été nécessaire afin de compléter les entrées de la base de données ne présentant aucun code postal valide.

Le volume de ventes mensuelles, en dollars, de chaque client pour chaque produit a été recueilli sur un horizon de temps de cinq années.

Afin de réduire la complexité et la taille du modèle, les données de ventes ont été agrégées à trois niveaux. Dans un premier temps, les clients ont été regroupés géographiquement afin de former des points de demande agrégés. Dans un deuxième temps, les volumes mensuels de ventes ont été regroupés selon des périodes de trois mois. Finalement, dans

un dernier temps, un dernier niveau d'agrégation est accompli par la création de familles de produits. Ces trois opérations d'agrégation sont détaillées dans la section 4.

3.5.10 Prévisions et tendances de ventes

Les prévisions de ventes sont utilisées afin de prévoir la répartition future des ventes et permettre la création des scénarios étant utilisés dans le modèle stochastique.

Nous divisons le Canada en cinq régions distinctes, soit la Colombie-Britannique et l'Alberta, le Manitoba et la Saskatchewan, l'Ontario, le Québec et les Provinces de l'Atlantique. Pour chaque région, quatre différentes prévisions sont obtenues. Elles sont spécifiées en termes de pourcentage d'augmentation ou de diminution des ventes. Les prévisions sont obtenues pour un horizon de temps de cinq ans, soit en 2020, c'est-à-dire que nous nous attendrions à ce que les ventes aient fluctué du pourcentage spécifié au terme des cinq années. Les prévisions de chaque région varient de la plus optimiste à la plus pessimiste (nommées respectivement A, B, C et D). Ces données ont été fournies par l'entreprise.

Régions	Prévisions			
	A	B	C	D
Atlantique	21 %	14%	6 %	-1 %
Québec	14 %	8 %	2 %	-2 %
Ontario	25 %	15 %	5 %	2 %
MB-SK	4 %	-1 %	-5 %	-8 %
AB-CB	17 %	7 %	0 %	-2 %

Tableau 3.7 Quatre prévisions (A, B, C et D) sont fournies pour les cinq régions et sont représentées par des pourcentages. Le pourcentage représente la fluctuation des ventes prévue au terme de cinq ans, soit en 2020.

4 PRÉPARATION ET ANALYSE DES DONNÉES

La phase de préparation et d'analyse des données sert tout d'abord à convertir les données recueillies dans un format adéquat pour le modèle. Aussi, les trois formes d'agrégations de données présentées dans les sections 4.1, 4.2 et 4.3 réduisent la complexité et la taille du problème afin de permettre sa résolution dans des temps convenables, et réduisent la complexité de certaines étapes de la collecte de données.

4.1 AGRÉGATION DES VENTES PAR PÉRIODES

Plusieurs données utilisées comme les coûts, les capacités et les données de ventes sont agrégées selon des périodes de temps prédéfinies. Trois décisions sont prises quant à la détermination des périodes optimales: la durée des périodes, la durée d'un cycle (soit le nombre de périodes contenues dans un cycle), et le début des cycles. La saisonnalité présente dans les données de ventes est certainement le facteur influençant le plus la décision à adopter. C'est pourquoi il est adéquat de baser ces décisions sur ce facteur.

Nous établissons d'abord la durée d'un cycle. La saisonnalité des ventes étant annuelle, un cycle d'un an est choisi.

Quant à la durée des périodes, elle influence le niveau de détail du problème, il y a donc un équilibre à atteindre en effectuant l'agrégation. Des périodes courtes (p. ex. des périodes d'un mois) permettent un niveau de détails plus élevé tandis que des périodes plus étendues permettent de réduire l'effort pour la collecte de données et la taille du problème, ainsi que sa complexité. Il est à noter que rien ne restreint l'utilisation de périodes de durées différentes, mais par souci de simplicité nous avons décidé d'utiliser des durées uniques.

La figure 4.1 illustre la saisonnalité contenue dans les ventes à l'aide du nombre total de commandes et la délimitation des périodes choisies.

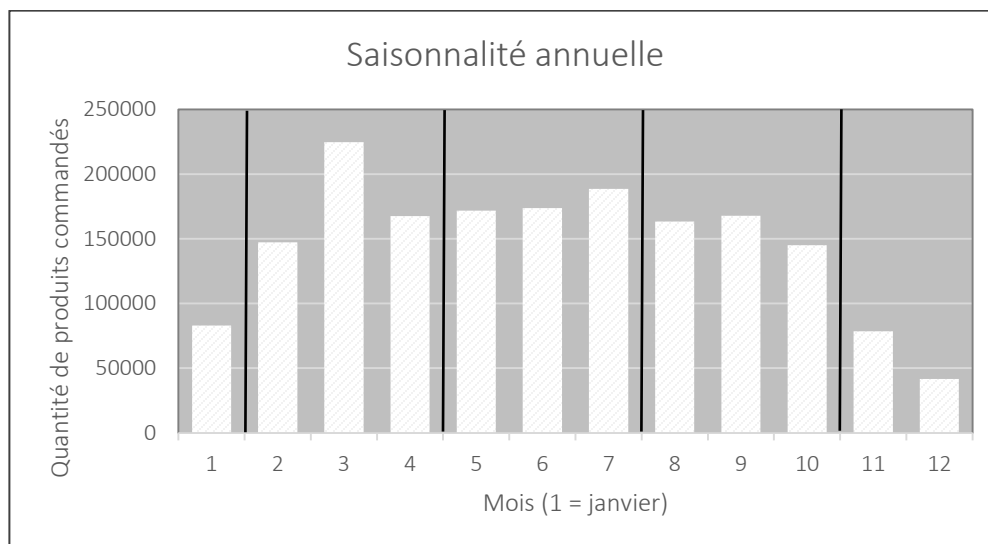


Figure 4.1 Graphique du nombre moyen de produits commandés par mois et délimitations des périodes

La longueur des périodes est de 3 mois et le début des cycles (années) commence au mois de février et finit à la fin du mois de janvier.

En bref, les ventes ont été agrégées selon les quatre périodes inclusives suivantes :

#	Période
1	novembre à janvier
2	février à avril
3	mai à juillet
4	août à octobre

Tableau 4.1 Identification des périodes utilisées dans le modèle

4.2 AGRÉGATION PAR FAMILLES DE PRODUITS

Il n'est souvent pas nécessaire d'intégrer directement les produits au niveau de leur unité de gestion des stocks (UGS). Par exemple, plusieurs UGS différentes peuvent représenter le même produit possédant de légères différences au niveau de la couleur, du conditionnement, de la taille, etc. Ce niveau de détail n'est pas recherché dans un modèle d'optimisation stratégique. En regroupant tous ces produits similaires sous une même

famille, les variations n'ayant pas d'impact sur le modèle s'annulent entre elles et sont ainsi diminuées.

Une famille doit par conséquent inclure des produits homogènes. Ces produits doivent être fabriqués aux mêmes endroits, par les mêmes unités de production et vendus à des marchés similaires. Le volume et le poids doivent aussi être semblables.

Certaines classifications déjà présentes dans l'entreprise ont été utilisées afin de créer les familles de produits utilisées dans l'étude. Une première classification par gamme de produits divise les produits par leur utilisation, le marché visé et le type de conditionnement. Ensuite, chaque gamme est subdivisée par l'unité de production servant à la fabrication des produits. Chaque famille représente donc des produits de la même gamme fabriqués par la même unité de production. Un total de 900 produits a ainsi été classé dans 27 familles de produits.

Nombre de codes de produits	900
Nombre de gammes	11
Nombre d'unités de production	9
Nombre de familles	27

Tableau 4.2 Résumé du processus d'agrégation des codes de produits

De cette façon, les unités de production, les types de stockage, les conditions d'entreposage et le profil de demande des produits sont très similaires à l'intérieur d'une même famille de produits, réduisant ainsi les erreurs de représentation dans le modèle.

4.3 AGRÉGATION GÉOGRAPHIQUE DES POINTS DE DEMANDE

Le dernier niveau d'agrégation est fait sur les points de demande de façon géographique. Il a déjà été mentionné que la raison principale d'effectuer cette agrégation est de réduire la complexité du modèle, donc le temps de résolution et l'effort pour la collecte de données. Dans notre cas, l'agrégation permet surtout de diminuer l'effort de détermination

des coûts de transport sortant, en limitant l'accroissement du nombre d'arcs dans le réseau entre les entrepôts et les clients.

Le processus d'agrégation géographique a comme objectif de regrouper au maximum les points de demande tout en évitant l'introduction d'erreurs d'agrégation, soit les erreurs de types A, B et C. Ces erreurs d'agrégation ont deux conséquences distinctes : elles se traduisent dans un calcul erroné des coûts de transport entre les entrepôts et les clients et elles mènent potentiellement à une affectation erronée de certains clients aux entrepôts.

En premier lieu, il semble important d'identifier ce qui distingue notre problème de ceux typiquement rencontrés en optimisation de réseaux. Effectivement, une partie des points de demande sont très dispersés sur le territoire canadien. En contrepartie, une part significative du volume des ventes se concentre près des grandes villes. Les entrepôts actuels et potentiels sont aussi tous situés près de grandes villes.

Cette répartition affecte la façon optimale d'agréger les points de demande. Effectivement, la stratégie développée a comme objectif d'agréger davantage dans les régions éloignées, mais de garder un meilleur niveau de détails où le niveau de demande est élevé, soit près des entrepôts.

Avant de présenter en détail la méthode utilisée, nous démontrons comment elle limite les trois types d'erreurs d'optimalité.

Tout d'abord, l'agrégation des points de demande situés à une grande distance des emplacements des entrepôts, soit en région plus éloignée, crée peu d'erreurs de type A :

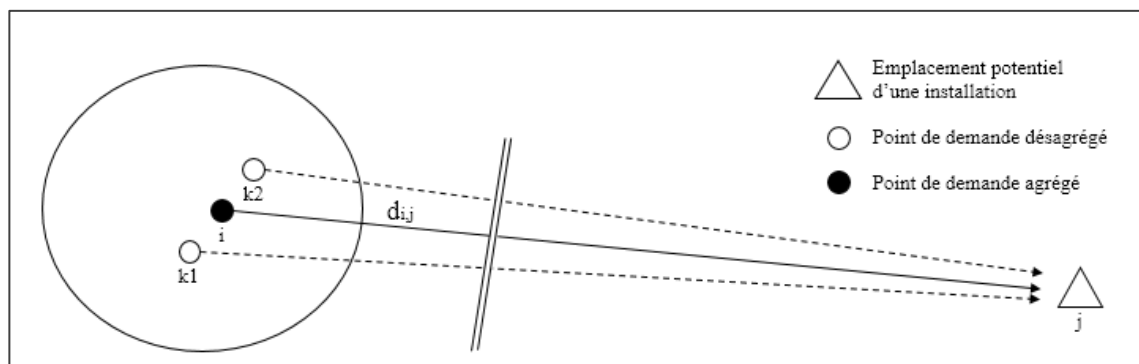


Figure 4.2 L'erreur de type A lorsque l'entrepôt est situé à une longue distance du point de demande

Par exemple, dans la situation où nous agrégeons dans un rayon de 10km, $d_{i,j}$ est de 300 km et $d_{k1,j}$ de 310 km, l'erreur d'estimation découlant de l'utilisation du point agrégé est de seulement 3,33%.

Nous remarquons qu'à mesure que les points de demande s'éloignent de l'installation, la différence entre $d_{k1,j}$ et $d_{i,j}$, soit l'erreur de type A, diminue si le rayon d'agrégation reste le même. Alors, la stratégie est d'agréger davantage les points plus distancés des entrepôts afin de réduire l'erreur de type A. L'erreur de type B peut être évitée semblablement, en limitant l'agrégation près des entrepôts actuels et potentiels.

L'erreur de type C, par ailleurs, a peu de chance de survenir dans le contexte du problème étudié. Compte tenu de la distance élevée séparant les entrepôts dans ce contexte, l'agrégation de différents points de demande se situant de différents côtés de la distance moyenne entre deux entrepôts est peu probable. Ainsi l'éventualité d'une mauvaise affectation reste très faible.

Somme toute, la méthodologie utilisée permet donc d'agréger différemment selon la répartition et la densité des points de demande.

Une étape initiale consiste à réduire le nombre total de points de demande en agrégeant selon la région de tri d'acheminement des codes postaux clients (trois premiers caractères du code postal). Il est fréquent d'utiliser cette méthode dans les problèmes d'optimisation de réseaux. Ceci réduit effectivement le nombre de points de demande à 949. Toutefois, ce nombre est toujours trop élevé. Du fait du caractère distinctif du problème, nous pouvons agréger davantage en limitant les erreurs d'agrégation.

Nous avons choisi d'utiliser un algorithme de partitionnement de données (*data clustering*), pour former les regroupements supplémentaires. L'algorithme utilisé est DBSCAN (Ester et al. (1996)). Plusieurs autres algorithmes de partitionnement existent, mais DBSCAN est le plus communément utilisé.

L'algorithme DBSCAN est basé sur l'analyse de densité. De plus, il ne nécessite pas préalablement un nombre fixe de regroupements à obtenir, il introduit une notion de bruit et permet l'utilisation de distances euclidiennes. L'implémentation de DBSCAN s'est

faite sous Python en utilisant la librairie *scikit-learn*. Les distances sont calculées selon la norme euclidienne.

L'algorithme prend en paramètre deux valeurs : ϵ (*eps*), la distance maximale entre deux points afin qu'ils soient considérés comme étant dans le même regroupement, et *MinPts*, le nombre minimal de points dans un regroupement. Les points ne faisant pas partie d'aucun regroupement à la fin de l'exécution sont considérés comme étant du bruit.

La méthodologie en trois étapes développée permet d'exécuter l'algorithme plusieurs fois successivement en spécifiant différents paramètres.

- 1) La première étape permet de déterminer les régions à grande densité. Les paramètres spécifiés sont ϵ (*eps*) de 0.25km et *MinPts* de 3. Les regroupements résultant de cette itération incluent 52 regroupements, considérés comme des régions à grande densité, tandis que le bruit compte 301 points éloignés.

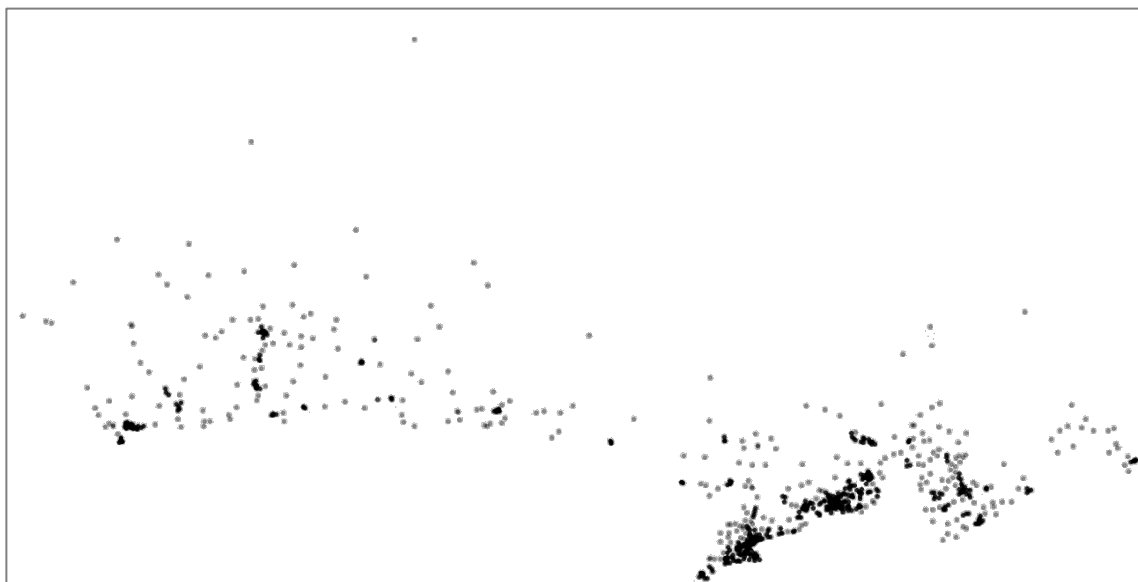


Figure 4.3 Visualisation des regroupements (en noir) et du bruit (en gris) à l'étape première

- 2) Les 301 points faisant partie du bruit de la première étape sont pris séparément et sont agrégés manuellement.
- 3) Les 41 régions à haute densité sont chacune prises individuellement et l'algorithme DBSCAN est exécuté sur chacune d'elles. Les paramètres utilisés sont plus stricts (ϵ

(*eps*) de 0.07km et *MinPts* de 1), permettant ainsi de créer de plus petits regroupements à l'intérieur de ces régions.

Un résumé des étapes d'agrégation est présenté dans le tableau 4.4.

	Paramètres et données			Résultats	
	ϵ (<i>eps</i>)	<i>MinPts</i>	nombre de points	Nombre de regroupements	Bruit (nombre de points)
Étape 0 : Création des regroupements par région	-	-	3080	949	-
Étape 1 : Première exécution de DBSCAN	0,25	3	949	41	301
Étape 2 : Agrégation des points éloignés	-	-	301	35	-
Étape 3 : Multiples exécutions successives de DBSCAN sur les régions à haute densité	0,07	1	41	101	0

Figure 4.4 Étapes du processus d'agrégation géographique et résultats, incluant les paramètres utilisés pour l'algorithme DBSCAN

Quelques corrections manuelles ont été apportées aux regroupements suite à une analyse visuelle de la carte.

En somme, les 3080 points de demande ont été regroupés une première fois en 949 points, pour être finalement agrégés en 136 points. Les 949 points et les associations aux regroupements finaux peuvent être visualisés sur la figure 4.5.

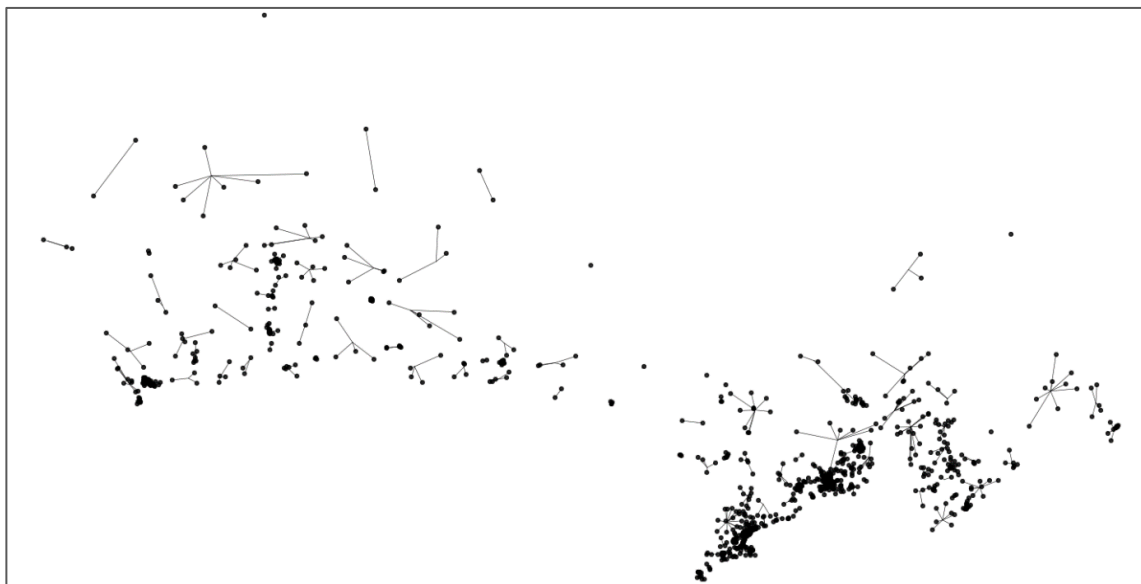


Figure 4.5 Carte des 949 points de demande obtenus suite à la première étape de l'agrégation géographique et visualisation des associations de chaque point aux regroupements finaux

Nous pouvons observer sur la figure 4.5 des points très éloignés qui sont quand même agrégés sous le même regroupement. Nous postulons que l'erreur d'agrégation résultante est minimale car ces points sont situés à une grande distance des entrepôts.

La dernière phase consiste à identifier les centroïdes des regroupements et de calculer les distances entre chaque regroupement et les emplacements d'entrepôts.

Afin de calculer la position géographique du centroïde d'un regroupement, nous pondérons chaque point du regroupement par son volume de ventes et utilisons ensuite le calcul du centre de gravité.

Pour calculer la distance entre les regroupements et les entrepôts, nous utilisons la méthode d'agrégation pondérée de Current et Schilling (1987). Ainsi, au lieu de calculer directement la distance entre le centroïde et un entrepôt, nous calculons la moyenne des distances entre les points désagrégés du regroupement et l'entrepôt. Nous pondérons aussi les distances par le volume de ventes du point de demande, tout comme dans le calcul du centroïde. Cette technique permet de réduire davantage l'erreur de type A et de type B.

4.4 APPROXIMATION DES NIVEAUX DE STOCKS

Afin d'approximer les niveaux de stocks cycliques et de sécurité moyens détenus pendant chaque période, il a été choisi d'utiliser uniquement le taux d'augmentation unitaire β_w^k . En fait, cela revient à créer une approximation linéaire à un segment du niveau de stocks. La valeur du taux d'augmentation unitaire est approximée à l'aide du taux de rotation moyen ρ_w^k .

Il a été remarqué que le taux de rotation est plutôt stable même selon les différentes saisons. Cette remarque permet de calculer le taux de rotation annuel. Ce taux a été estimé par famille de produits à partir des données historiques des niveaux de stocks et du total de commandes annuel. Posons I_w^k , le niveau de stocks moyen annuel du produit k à l'entrepôt w et C_w^k le nombre total de produits vendus du produit k à partir de l'entrepôt w . Le taux de rotation annuel est estimé à l'aide de C_w^k/I_w^k .

Le taux de rotation périodique ρ_w^k est alors obtenu en divisant le taux de rotation annuel par le nombre de périodes dans une année :

$$\rho_w^k = \frac{C_w^k}{4I_w^k}.$$

Le taux d'augmentation unitaire est égal à l'inverse du taux de rotation :

$$\beta_w^k = \frac{1}{\rho_w^k}.$$

Le taux de rotation périodique a ainsi été estimé à 3 pour toutes les familles de produits et pour toutes les périodes, on obtient alors un taux d'augmentation unitaire global des stocks β_w^k , de 0,33.

Il est important de noter que ce niveau de stocks représente une borne inférieure au niveau total de stock pouvant être détenu pendant une période, puisqu'il exclut les stocks saisonniers.

4.5 TRANSPORT SORTANT – CRÉATION DES MODES

Le transport sortant, c'est-à-dire le transport en destination des clients, est une part importante du coût total de distribution. De ce fait, l'entreprise met en place plusieurs stratégies afin de réduire ses coûts, comme la livraison directe de l'usine au client, et la livraison en camion plein. Il est important d'intégrer ces stratégies afin de modéliser adéquatement le réseau de distribution de l'entreprise.

Malgré cela, la livraison en charge partielle, des entrepôts aux clients, est tout aussi difficile à modéliser. Le nombre de segments est important, dépassant dans ce cas-ci le millier. Les données tarifaires d'une partie de ces segments n'ont pas pu être estimées à partir des données historiques, il faut donc les évaluer à l'aide d'une méthode alternative.

4.5.1 Calcul des coûts

Il a été impossible de trouver les coûts de transport pour tous les segments sortant à partir de l'historique des données de l'entreprise, et ce, pour deux raisons. Premièrement, plusieurs segments actuels n'ont pas un assez gros volume de livraison dans les données historiques pour permettre la détermination d'un tarif représentant adéquatement la réalité. Deuxièmement, les segments à l'origine d'entrepôts potentiels ne sont évidemment pas représentés dans les données de l'entreprise, il n'est donc pas possible d'en extraire les tarifs de livraison.

Pour cette raison, les tarifs des segments manquants ont été extrapolés à partir des autres segments dont nous détenons l'information.

Nous avons donc analysé les segments déjà présents pour déterminer, selon chaque entrepôt, un coût plancher et des coûts variables en fonction de la distance incluant trois plateaux, soit un coût par plateau. Les trois plateaux sont $<100\text{km}$, $\leq 500\text{km}$, $>500\text{km}$.

Ces fonctions de coût ont été utilisées pour calculer les tarifs pour les segments manquants des entrepôts actuels.

Dans le cas des entrepôts potentiels, les fonctions de coût ont été estimées à partir des coûts des entrepôts actuels, soit ceux situés à proximité, ou ceux ayant été identifiés par

l'entreprise comme étant situés dans des régions possédant des structures de coût assez similaires.

4.5.2 Transport en camion plein vers les clients

Les livraisons en transport sortant, soit en destination du client, se font habituellement en charge partielle. Par contre, il peut arriver que ce transport se fasse en camion plein, lorsque le client commande un volume assez important. Ce type de décision est pris au niveau opérationnel et est donc difficilement prévisible. Malgré cela, il est possible d'intégrer ce type de décisions dans le modèle, de façon assez fiable, à partir d'estimations.

Effectivement, nous pouvons estimer à quel seuil le transport en camion plein devient envisageable et évaluer ce seuil face aux volumes de chaque segment entrepôt client. Ce seuil a été estimé par l'entreprise. Lorsqu'il est atteint, nous appliquons un pourcentage de réduction sur le coût total du segment.

Afin d'intégrer ce comportement dans le modèle, nous créons deux différents modes sur le même segment.

	Capacité minimal	Capacité maximale	Pourcentage de réduction (%)
Mode 1 : Transport en charge partielle	0	Demande totale du client	-
Mode 2 : Transport en camion plein	Seuil minimal pour livraison en camion plein	Demande totale du client	11 %

Tableau 4.3 Capacités et pourcentages de réduction des modes de transport créés afin de modéliser l'utilisation du transport en camion plein vers les clients

Lorsque le volume entre l'entrepôt et le client atteint le seuil, le modèle choisi de livrer la totalité du volume en utilisant le deuxième mode. Le pourcentage de réduction est

déterminé en combinant le pourcentage espéré du nombre de livraisons pouvant être livré en camion plein pendant la période et l'économie réalisée en livrant en camion plein comparativement à la charge partielle. Par exemple, si pendant la période, le volume sur un mode est supérieur à 200 palettes et nous estimons que, pendant cette même période, seulement 25% des livraisons peuvent être effectuées en camion plein (puisque la taille des commandes et le délai entre chacune d'elles est variable et aléatoire), le nombre total de palettes pouvant être livrées en camion plein serait de 50, soit environ deux camions pleins. Si alors nous estimons que la livraison en camion plein permet d'épargner 35% sur le coût de livraison des palettes, le pourcentage total d'économies sur le coût total de livraison des 200 palettes serait de $35\% \times 25\% = 8.75\%$.

4.5.3 Segments usines clients

Une autre stratégie de réduction des coûts de transport est le transport direct des usines vers les clients. Encore une fois, ce type de décision est pris au niveau opérationnel et est difficile à prévoir avec précision.

Comme dans le cas du transport en camion plein, un volume important doit exister entre l'usine et le client pour que ce segment soit utilisé. Par contre, le volume doit être spécifique aux produits fabriqués par l'usine.

Un mode est créé sur chaque segment usine client. La capacité minimale de ce mode est le volume minimum, par période, requis entre une usine et un client afin de permettre le transport direct. Différents seuils ont été estimés pour chaque usine à partir des données historiques des livraisons.

Un volume maximal est aussi fixé pour éviter de livrer tout le volume sur cet arc, ce qui serait irréaliste à cause des fluctuations dans la demande des clients. Un certain pourcentage de la demande totale du client peut être livré de cette façon. La capacité maximale du mode est fixée à partir de ce pourcentage.

	Capacité minimale (nombre de palettes)	Pourcentage du volume total
Usine 1	50	25 %
Usine 2	-	-
Usine 3	45	20 %
Usine 4	50	10 %
Usine 5	0	50 %

Tableau 4.4 Capacités minimales requises pour que le transport sur un segment usine client soit possible, et les pourcentages du volume total de ce client acceptés sur ce segment

4.6 CRÉATION DES SCÉNARIOS À PARTIR DES TENDANCES PRÉVISIONNELLES

La méthode utilisée pour créer les scénarios est basée uniquement sur les prévisions de demande de l'entreprise. Il serait toutefois possible d'intégrer les analyses des tendances historiques des ventes dans le processus de création de scénarios dans des recherches ultérieures.

Ainsi, un scénario représente la combinaison de plusieurs tendances prévisionnelles associées aux cinq régions géographiques présélectionnées. Les scénarios sont ensuite créés en effectuant un produit cartésien des tendances de chacune des régions. Il existe donc quatre tendances pour chacune des cinq régions, soit 4^5 (1024) scénarios.

Cette méthode ne prend pas en considération les variations des niveaux de ventes entre les différents produits, mais seulement entre les régions. Notre proposition est que puisque les scénarios sont uniquement utilisés pour résoudre les décisions de première étape, il n'est pas nécessaire de considérer la répartition des ventes entre les produits. Effectivement, il sera possible de changer les niveaux de production ou les types de produits stockés aux entrepôts plus facilement lorsque la demande sera connue, tout en gardant la même disposition des entrepôts du réseau.

4.7 CONVERSION DES SCÉNARIOS EN VOLUMES DE VENTES POUR 2020

Les prévisions de ventes permettent d'intégrer le volume des ventes d'une année future afin d'obtenir une solution optimale non seulement pour l'état présent, mais aussi pour l'état futur du marché. Dans notre cas, nous avons effectué les prévisions de ventes sur un horizon de temps de cinq années, l'année de prévision étant 2020 et l'année de référence 2015.

Dans le but de prédire la demande de chaque client pour chaque produit à l'année de prévision, nous avons besoin de trois éléments : la demande annuelle du client pour le produit en 2015, le pourcentage d'augmentation annuel (tendance) applicable au client et la distribution de la demande dans l'année (saisonnalité).

Les scénarios de demande créés précédemment intègrent seulement un de ces trois éléments, soit les tendances de ventes.

Quant aux niveaux de demande des clients, ils sont obtenus à l'aide d'une moyenne mobile pondérée réalisée sur un historique de cinq années. Les pondérations décroissantes utilisées pour les années 2015 à 2011 sont respectivement 0,5, 0,25, 0,125, 0,0625 et 0,03125. Pour chaque client, nous obtenons donc une demande pour chaque produit selon l'année de référence. Ensuite, pour chaque scénario, nous multiplions cette demande par le pourcentage d'augmentation annuel associé à la région du client, et ce successivement pour les 5 années de prévisions.

Après avoir obtenu la demande pour l'année de prévision, il est nécessaire d'y appliquer les indices de saisonnalité pour obtenir les valeurs selon les quatre périodes de l'année. Nous avons recours à une méthode de décomposition afin d'extraire ces indices saisonniers. Nous agrégeons tout d'abord les ventes par région et par période sur un horizon de cinq ans. Notons Y_t la demande d'une région spécifique à la période t .

La décomposition s'effectue en deux étapes. Nous calculons d'abord, pour chaque période de temps, la valeur L_t , soit l'estimation de la moyenne autour de cette période, en effectuant une moyenne mobile. Nous obtenons ensuite le ratio de la moyenne mobile en faisant la moyenne des valeurs ($Y_t / L_t \times 100$) pour les mêmes périodes. Un facteur de

correction est calculé pour que la somme des quatre ratios soit égale à 400. Chacun des ratios est divisé par 400 pour obtenir un pourcentage pour chaque région.

Régions	Périodes			
	1 : fév.-mar.-avr.	2 : mai-juin-juil.	3 : août.-sept.-oct.	4 : nov.-déc.-jan.
Atlantique	40 %	26 %	22 %	12 %
Québec	31 %	29 %	28 %	12 %
Ontario	29 %	31 %	26 %	13 %
MB-SK	33 %	27 %	29 %	11 %
AB-CB	25 %	26 %	32 %	17 %

Tableau 4.5 Pourcentages de saisonnalité des ventes par région

Finalement, les pourcentages de saisonnalité sont multipliés par la demande annuelle de l'année de prévision dans le but d'obtenir les résultats finaux des prévisions de 2020 pour les quatre périodes.

5 RÉSULTATS

Dans cette section, nous présentons les résultats de deux modèles, un modèle déterministe et un modèle stochastique. Les résultats du modèle déterministe sont présentés à la section 5.1. Ce modèle se base sur les données de ventes de 2015 et n'intègre aucun scénario ni prévision. Ces résultats servent à détailler les différents aspects du réseau actuel, comme la répartition des coûts et les décisions optimales prises. Ils sont aussi utilisés pour valider le modèle, puis à titre de comparaison avec le modèle stochastique.

Quant à lui, le modèle stochastique inclut les différents scénarios. Les résultats issus de celui-ci sont présentés dans la section 5.2. Il diffère du modèle déterministe puisqu'il se base sur les prévisions de l'année 2020. Le modèle est plus complexe à résoudre et nécessite une approche de résolution basée sur la méthode d'approximation par moyenne d'échantillon. Le résultat final comporte une solution de compromis, c'est-à-dire un réseau de distribution réagissant adéquatement peu importe les fluctuations présentes dans les ventes.

Les deux modèles comportent cinq usines, neuf unités de production, dix entrepôts, 1847 segments de transport et 136 clients. Les localisations des usines, entrepôts et clients peuvent être visualisées sur la figure 5.1. Aussi, ils incluent toutes les données récoltées, soit les coûts de transport pour chaque arc, les coûts d'entreposage et de stockage, les coûts fixes annuels des entrepôts, les capacités de production des unités de fabrication et les capacités d'entreposage aux entrepôts.

Par souci de confidentialité, les données présentées dans cette section ont été modifiées. Les ordres de grandeur des nombres présentés ont aussi été changés.

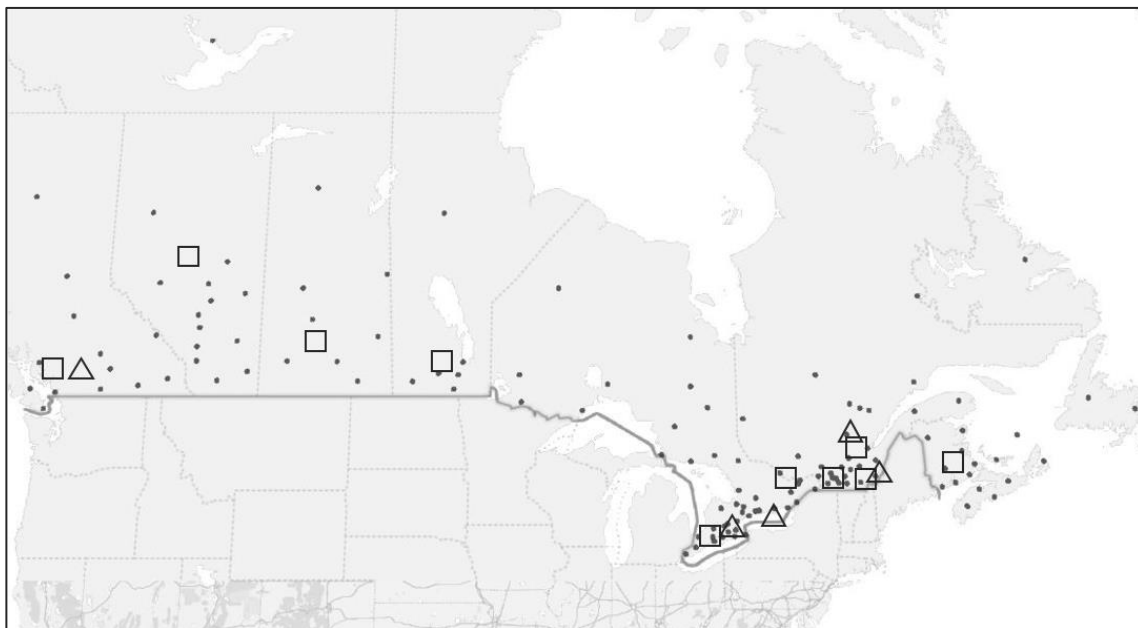


Figure 5.1 Plan indiquant la localisation des points de demande agrégés, des entrepôts actuels et potentiels et des usines au Canada. Les points indiquent des clients agrégés, les carrées des entrepôts et les triangles des usines.

5.1 MODÈLE DÉTERMINISTE

Le but de cette section est de présenter les résultats obtenus à l'aide du modèle déterministe. Ce modèle n'inclut aucune prévision de ventes; il intègre seulement les données de ventes de l'année 2015. Il inclut donc un seul scénario de demande et ce scénario comporte les volumes de vente de 2015.

À l'aide du modèle déterministe, nous effectuons d'abord une évaluation du coût total du réseau actuel afin d'être en mesure de comparer les résultats avec le réseau actuel de l'entreprise. Cela vise à valider l'exactitude du modèle et sa capacité à représenter adéquatement le réseau de distribution. Les résultats détaillés de cette évaluation du coût total sont présentés dans la section 5.1.1.

Par la suite, dans la section 5.1.2, nous présentons les résultats issus du modèle déterministe lorsque le choix des emplacements des entrepôts est optimisé. Ces résultats sont comparés aux premiers.

5.1.1 Réseau actuel

L'objectif de l'évaluation du coût total du réseau actuel consiste à résoudre le modèle déterministe en fixant les décisions d'ouverture d'entrepôt pour ainsi reproduire ceux déjà présents dans le réseau actuel. Les résultats sont utilisés afin de valider l'exactitude du modèle. Ils sont donc comparés à ceux de l'entreprise dans le but de confirmer que le modèle représente adéquatement le réseau de distribution.

Les décisions d'ouverture d'entrepôts sont fixées à ceux présents dans le réseau actuel. Le tableau 5.1 contient la liste d'entrepôts contenus dans le réseau actuel.

Entrepôts actuels				Entrepôts potentiels					
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
x	x	x	x						

Tableau 5.1 Entrepôts inclus dans le réseau actuel en 2015. Un «x» signifie que l'entrepôt est ouvert.

Un tableur Excel a été développé afin de rendre disponible une interface d'analyse conviviale. Par exemple, l'outil permet d'afficher les volumes et les coûts de transport sur des segments particuliers, les coûts de transport totaux entre un entrepôt et tous les clients desservis, les niveaux de production par période ou les niveaux de stocks à chaque entrepôt par période.

Le modèle résolu inclut quatre périodes, soit celles entre décembre 2014 et novembre 2015. Le temps de résolution est minime (< 1 s) puisqu'aucune optimisation n'est effectuée sur les décisions de localisation.

Le tableau 5.3 détaille les coûts totaux de transport par type de segment.

Type de segment	Distance moyenne pondérée (km)	Volume total de livraison	Coût (\$)
Usine à entrepôt	2607 km	4275	8 058
Usine à client	92 km	249	773
Entrepôt à client	402 km	4275	23 276
Entrepôt à entrepôt	2597 km	652	2 401

Tableau 5.2 Détails des coûts de transport par type de segment durant l'évaluation du réseau actuel en 2015

Nous pouvons constater que le transport sortant représente la majorité des coûts de transport, ce qui est conforme à ce qui était attendu.

Le tableau 5.4 présente un sommaire des décisions au niveau des stocks et du transport à l'origine des entrepôts. Le volume de stocks moyen par période est calculé en faisant la moyenne des niveaux de stocks de chaque période.

	Volume de stocks moyen par période (palettes)	Proportion des commandes effectuées par camion plein	Proportion des commandes effectuées par cueillette par les clients
Entrepôt 1	9	1%	8%
Entrepôt 2	84	4%	12%
Entrepôt 3	353	14%	3%
Entrepôt 4	13	2%	3%

Tableau 5.3 Résumé des décisions au niveau des entrepôts pour l'évaluation du réseau actuel en 2015

Le tableau 5.5 illustre les volumes de produits fabriqués par les unités de fabrication et leur niveau de capacité pour l'année étudiée.

Usines et unités de production	Volume total (palettes)	Capacité utilisée (%)
Usine 1 - U. Prod. 1	1080	95%
Usine 1 - U. Prod. 2	94	40%
Usine 1 - U. Prod. 3	347	43%
Usine 1 - U. Prod. 4	15	57%
Usine 1 - U. Prod. 5	447	67%
Usine 1 - U. Prod. 6	244	51%
Usine 1 - U. Prod. 7	822	26%
Usine 2 - U. Prod. 1	308	78%
Usine 3 - U. Prod. 1	173	19%
Usine 4 - U. Prod. 8	959	58%
Usine 5 - U. Prod. 9	332	48%

Tableau 5.4 Volumes et pourcentages de capacité de production utilisés simulés avec le réseau actuel en 2015 par usine et par unité de production

Le coût total du réseau actuel simulé est de 48 509 \$. Ce coût a été comparé au coût réel de l'entreprise et une différence de moins de 5% a été observée, ce qui amène à penser que le modèle représente adéquatement le réseau actuel de l'entreprise.

Nous observons que l'unité de production 1 est la plus sollicitée. Les niveaux de capacité sont élevés, ce qui permet de constater que cette unité de production est à capacité maximale même dans les périodes creuses, afin de combler les manques de capacité lors des périodes où la demande est plus élevée. Ceci affecte les niveaux de stocks totaux dans le réseau. Malgré cela, il semble plus optimal de stocker en période creuse que d'utiliser la capacité disponible des autres unités de production en périodes de forte demande. Une raison possible est que les unités de production sont plus éloignées des marchés et augmenteraient significativement les coûts de transport.

5.1.2 Réseau optimisé pour l'année 2015

Dans cette section, nous reprenons le même modèle mais nous ne fixons pas les décisions d'ouverture d'entrepôts. Le modèle optimise dans ce cas l'emplacement des entrepôts en prenant en compte les données de vente de 2015.

Le temps de résolution est de 5,6 secondes. Les décisions d'ouverture d'entrepôts suite à la phase d'optimisation sont présentées dans le tableau 5.6.

Entrepôts actuels				Entrepôts potentiels					
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	x	x	x	x	x	x	x		

Tableau 5.5 Décisions de localisation effectuées par le modèle d'optimisation pour l'année 2015

Nous remarquons que la plupart des entrepôts du réseau actuel font partie du réseau optimal, sauf l'entrepôt 1. Autrement, le modèle propose l'ouverture de quatre autres entrepôts, soit les entrepôts 5, 6, 7 et 8.

Le tableau 5.7 compare les coûts de cette solution avec ceux du réseau actuel.

	Transport (\$)	Entreposage (\$)	Stocks (\$)	Coûts fixes (\$)	Total (\$)
Réseau actuel	34 509	4 015	6 721	2 763	48 009
Réseau optimisé	30 654	4 475	7 101	3 067	45 298

Tableau 5.6 Comparaison des coûts pour le réseau actuel et la solution optimisée du réseau

La solution optimale représente donc une économie de 5,6 % sur le coût total par rapport au réseau actuel (le coût total inclut les coûts fixes d'ouverture ou de fermeture).

Les coûts de transport diminuent de 11,2 %, puisque les entrepôts sont situés plus près des points de demande. Par contre, les coûts d'entreposage et de stockage augmentent

puisque'il y a plus d'entrepôts dans le réseau, qu'il y a moins de transport effectué directement des usines aux clients, et que le volume du transport sur les segments entre les entrepôts augmente. Les coûts fixes d'ouverture d'entrepôts augmentent également < cause du nombre plus élevé d'entrepôts.

5.1.3 Analyses de sensibilité

Il est intéressant d'étudier la sensibilité des paramètres utilisés dans le modèle aux fluctuations. En fait, quelques paramètres sont plus sujets à présenter des variations entre les valeurs entrées dans le modèle et les valeurs réelles présentes dans le réseau, c'est le cas des coûts de transport sortant et des capacités disponibles aux unités de production.

Dans le cas des coûts de transport sortant, nous avons vu que les données sont difficilement mesurables. D'autant plus, ces coûts sont fortement dépendants des contrats signés avec les fournisseurs de transport et peuvent donc varier rapidement. Ces variations observées entre les données du modèle et la réalité pourraient biaiser la solution optimale obtenue. Il est possible d'évaluer à quel point ces variations ont un impact sur la solution choisie en effectuant une analyse de sensibilité.

Cette analyse est effectuée en faisant varier globalement les coûts de transport sortant, et en observant les variations résultantes dans les coûts de transport et le coût total de la solution. Les variations entrées sont de l'ordre de +/- 40% et incluent huit points de mesure. L'impact sur les coûts, sous forme de taux de variation, est présenté au tableau 5.7, tandis que l'impact sur la solution finale est présenté au tableau 5.8.

Variable	Impacts				
	Distance moyenne pondérée	Coût de transport sortant (%)	Coût de transport entrant (%)	Coût de transport total (%)	Coût total de la solution (%)
- 40 %	576 km	- 11 %	- 48 %	- 22 %	- 23 %
- 25 %	414 km	- 7 %	- 24 %	- 12 %	- 14 %
-10 %	311 km	- 4 %	- 8 %	- 5 %	- 5 %
-5 %	293 km	- 1 %	- 5 %	- 2 %	- 2 %
0 %	323 km	-	-	-	-
+ 5 %	248 km	2 %	3 %	2 %	2 %
+ 10%	229 km	3 %	6 %	4 %	5 %
+ 25 %	195 km	8 %	13 %	9 %	11 %
+ 40 %	192 km	20 %	14 %	18 %	17 %

Tableau 5.7 Analyse de sensibilité sur les coûts de transport sortant et impacts sur les différents types de coûts de transport et le coût total de la solution. Les taux de variation sont tous calculés par rapport au modèle initial (variation de 0%). Les distances moyennes sont calculées en pondérant chaque segment de transport par le volume transporté sur celui-ci.

Les résultats du tableau 5.7 démontrent que lorsque le coût de transport sortant augmente, le modèle compense en livrant de plus gros volumes de produits aux entrepôts situés à proximité des clients, ainsi, le volume et le coût du transport entrant augmentent. Ceci affecte les décisions d'ouverture d'entrepôts, puisque lorsque les coûts de transport sortant augmentent, le modèle cherche à réduire la distance entre les entrepôts et les clients. Nous voyons effectivement que la distance moyenne pondérée varie de façon inversement proportionnelle au coût de transport sortant.

Le tableau 5.8 présente l'impact des variations des coûts de transport sortant sur la solution finale, en termes de décisions d'ouverture d'entrepôts.

Coût de transport sortant (%)	Entrepôts actuels				Entrepôts potentiels					
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
- 40 %		x	x		x			x		
- 25 %		x	x	x	x		x	x		
-10 %		x	x	x	x		x	x		
-5 %		x	x	x	x		x	x		
0 %		x	x	x	x	x	x	x		
+ 5 %		x	x	x	x	x	x	x		
+ 10%		x	x	x	x	x	x	x		x
+ 25 %	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
+ 40 %	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x

Tableau 5.8 Détails des décisions d'ouverture d'entrepôts contenues dans les solutions obtenues en faisant varier les coûts de transport sortant. Un «x» signifie que l'entrepôt est ouvert.

Nous observons que la solution ne change que légèrement lorsque les variations dans les coûts de transport sortant sont contenues entre - 25 % et + 10 % (l'entrepôt 6 est fermé avec une variation négative, l'entrepôt 10 est ouvert lors d'une variation positive). Lors du dépassement de ce seuil, les décisions d'ouverture d'entrepôts changent sensiblement.

Au niveau des capacités, il est intéressant de voir quel est l'impact des variations sur le coût total de la solution et des niveaux de production des autres usines. En effet, les capacités de production disponibles peuvent être rapidement ajustées par l'entreprise. Alors, il peut être avantageux d'investir dans une augmentation de la capacité si la diminution du coût total résultante est significative. Le coût total varie pour deux raisons : les produits peuvent être fabriqués plus près de la demande, ce qui fait diminuer les coûts de transport, et ils peuvent être fabriqués dans un temps plus rapproché, ce qui diminue

les niveaux de stocks nécessaires. Le tableau 5.9 montre les résultats de l'analyse de sensibilité sur l'unité de production 1 située à l'usine 1, étant à capacité maximale dans le modèle d'origine.

Variable	Impacts (variations)			
	Capacité utilisée : Unité de production 1 - Usine 1 (%)	Capacité utilisée : Unité de production 1 - Usine 2 (%)	Capacité utilisée : Unité de production 1 - Usine 3 (%)	Coût total de la solution (%)
0 %	-	-	-	-
+ 5 %	+ 5 %	-10 %	-13 %	-1 %
+ 10 %	+ 6 %	-14 %	-13 %	-2 %
+ 25 %	+ 6 %	-14 %	-13 %	-2 %
+ 50 %	+ 18 %	-15 %	-82 %	-3 %
+ 100 %	+ 20 %	-15 %	-100 %	-4 %

Tableau 5.9 Analyse de sensibilité sur le paramètre de la capacité de production disponible de l'unité de production 1 contenue dans l'usine 1. Les taux de variation des capacités utilisées sont tous calculés par rapport au modèle initial (variation de 0%).

Nous observons qu'effectivement, l'unité de production à l'usine 1 est davantage utilisée lorsque de la capacité supplémentaire est disponible. Cependant, l'impact au niveau du coût total de la solution semble minime. Les décisions d'ouverture d'entrepôts restent par ailleurs inchangées suite aux variations dans la capacité de production de l'unité de production 1.

Ainsi, suite à cette analyse de sensibilité, nous pouvons affirmer que de faibles variations au niveau des coûts de transport ou des capacités des unités de production n'influencent pas significativement la solution au modèle.

Une fois le modèle analysé et validé, il est possible d'intégrer plusieurs scénarios de demande dans le modèle afin de trouver un réseau optimal dans le futur.

5.2 MODÈLE STOCHASTIQUE AVEC APPROXIMATION PAR MOYENNE D'ÉCHANTILLON

À l'aide du modèle stochastique, nous intégrons l'incertitude présente dans les données de ventes sur l'horizon de temps analysé. Les prévisions sont basées sur l'année 2020. Grâce aux prévisions de ventes, un total de 1024 scénarios de demande ont été créés. Ces scénarios représentent différentes possibilités au niveau de la répartition de la demande au pays.

Comme mentionné précédemment, il ne serait possible de résoudre le problème intégrant tous les scénarios. Une analyse par échantillonnage aléatoire est donc effectuée. Par la suite, compte tenu de la nature approximative de la solution, nous calculons son écart d'optimalité afin de s'assurer qu'elle est fiable.

Les paramètres de la méthode d'approximation par moyenne d'échantillon sont choisis afin d'être le plus élevé possible tout en étant solvable dans un temps raisonnable. Des tests ont été effectués afin de trouver les valeurs adéquates. Le paramètre N choisi, soit le nombre de scénario par échantillon, est de 5 et M , le nombre d'échantillons, est fixé à 10. Le paramètre N' , soit le nombre de scénario inclus dans l'étape d'évaluation, est de 50 puisque l'échantillon doit être assez grande pour permettre une fiabilité dans l'évaluation du coût total en incluant un grand échantillon.

Le modèle stochastique est premièrement résolu pour les $M = 10$ échantillons, ce qui nous permet d'obtenir autant de solutions candidates. Les choix d'ouverture et de fermeture d'entrepôts contenus dans ces solutions et les coûts totaux $v_N(x)$ résultants sont respectivement présentées dans le tableau 5.8 et le tableau 5.9. La solution 0 représente le réseau actuel et est affichée à titre comparatif.

m	Entrepôts actuels				Entrepôts potentiels					
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	x	x	x	x						
1		x	x	x	x	x	x	x		
2		x	x	x	x	x		x		x
3		x	x	x	x	x		x		
4		x	x	x	x			x		x
5		x	x	x	x	x		x		x
6		x	x	x	x			x		x
7		x	x	x	x	x		x		
8		x	x	x	x	x		x		x
9		x	x	x	x	x	x	x		x
10		x	x	x	x	x		x		

Tableau 5.10 Comparaison des solutions candidates au niveau des décisions reliées aux entrepôts. Un «x» signifie que l'entrepôt est ouvert. La solution 0 représente le réseau actuel. La solution 1 est la même que celle obtenue lors de l'optimisation du modèle dans la section 5.1.

En analysant le tableau 5.10, nous remarquons que les solutions candidates sont assez semblables. Seulement trois entrepôts changent d'état parmi les 10 solutions candidates, soit les entrepôts 6, 7 et 10. Certains entrepôts actuels sont inclus dans toutes les solutions candidates, ces emplacements étant cruciaux pour le réseau de distribution. Il est intéressant de noter que la solution 1 est la même que celle obtenue lors de la résolution du modèle déterministe à la section 5.1.

m	Optimisation ($N=5$)	
	Temps de résolution (secondes)	$v_N(x)$
1	183,59	52 860
2	91,74	55 366
3	113,02	53 855
4	73,74	49 200
5	101,76	53 318
6	72,3	46 724
7	88,79	52 091
8	121,35	51 236
9	91,48	58 115
10	84,22	51 803

Tableau 5.11 Temps de résolution et valeurs de la fonction objectif des 10 solutions candidates pour les étapes d'optimisation et d'évaluation.

Deuxièmement, les solutions candidates ainsi que le réseau actuel sont évalués en faisant une évaluation sur un échantillon aléatoire unique de taille $N' = 50$. Troisièmement, afin d'associer une borne supérieure à chaque solution candidate, nous évaluons le modèle sous chaque scénario individuel de l'échantillon de taille $N' = 50$. Au total 500 évaluations différentes sont effectuées pour cette étape. Les résultats sont utilisés pour calculer les variances des solutions candidates et leur borne supérieure respective. Ces résultats sont présentés dans le tableau 5.12.

m	Évaluation (N'=50)		Calcul de borne supérieure	
	Temps de résolution (secondes)	$v_{N'}(x)$	$\hat{\sigma}_{N'}^2$: Variance de l'échantillon N'	$U_{N'}$: Borne supérieure ($\alpha = 5\%$)
0	-	56 526	-	-
1	169,25	52 835	1,77E+07	54 919
2	132,55	53 625	2,26E+07	56 089
3	116,02	53 195	1,61E+07	55 273
4	130,47	54 222	1,61E+07	56 300
5	125,72	54 717	1,15E+07	56 472
6	130,02	54 140	1,77E+07	56 320
7	119,4	54 888	1,56E+07	56 937
8	126,49	54 427	1,47E+07	56 414
9	135,21	53 738	1,59E+07	55 806
10	117,51	52 716	1,54E+07	54 852

Tableau 5.12 Résultats du calcul des bornes supérieures de chaque solution candidate ainsi que des écarts entre les bornes inférieures et supérieures. Les résultats de la solution 0 sont issus de l'évaluation du réseau actuel sous les N' scénarios

Nous obtenons la borne inférieure pour toutes les solutions en calculant la moyenne et la variance des valeurs de $v_N(x)$:

$\bar{v}_{N,M}$: Moyenne	52 457
$\hat{\sigma}_{N,M}$: Écart type	6 835
$L_{N,M}$: Borne inférieure	51 956

Tableau 5.13 Résultat du calcul de borne inférieure

Nous remarquons que la solution candidate 10 présente le coût total minimal sous les N' scénarios. Malgré cela, les valeurs $v_{N'}(x)$ présentent beaucoup moins de variation que dans la première phase. Ce résultat est cohérent puisque les solutions candidates sont

plutôt semblables et qu'elles sont évaluées sous un nombre beaucoup plus grand de scénarios. Le coût de la solution 1 est aussi très proche du coût minimal.

En évaluant la solution candidate 10, on remarque que la différence de coût avec le coût total espéré du réseau actuel est de 6.7%. De plus, la solution 10 présente un écart entre sa borne supérieure et la borne inférieure de 2 896, ce qui constitue un écart de 5,5% par rapport à son coût total. Ce résultat est exprimé avec un niveau de confiance de 90%. La borne inférieure de 51 956 représente le coût minimal espéré qu'on pourrait observer avec la «vraie» solution optimale, soit celle qu'on trouverait en évaluant le modèle sous tous les scénarios. La borne supérieure de 54 852 représente plutôt le maximum que pourrait atteindre le coût du réseau avec la solution 10.

Il existe cependant peu de variation entre les solutions candidates, ce qui nous mène à croire que le nombre d'échantillons M est suffisant. Nous pouvons nous demander pourquoi les décisions d'ouvertures des entrepôts sont si similaires (voir le tableau 5.8). Ceci pourrait être expliqué par le fait que la taille de l'échantillon $N (=5)$ est assez grande, nous évaluerions donc le modèle sous un nombre assez grand de scénario dès le départ.

Également, il se peut que les scénarios de demande ne présentent pas assez de disparités pour que cela cause un impact majeur sur l'optimalité du réseau. Ainsi, des changements importants dans la disposition des entrepôts au pays ne seraient pas nécessaires.

Une autre explication serait que la répartition de la demande affecte peu la structure du réseau optimal. Seulement quelques entrepôts sembleraient affectés par les disparités géographiques de la demande.

Dans tous les cas, l'analyse stochastique nous permet d'affirmer que l'évolution de la demande, selon les différents scénarios évalués, ne met pas en danger significativement la performance du réseau choisi.

6 CONCLUSION

Cette recherche avait pour but d'examiner un problème de conception de réseaux de distribution appliqué à une entreprise particulière.

À cette fin, une méthodologie a été présentée mettant l'accent sur la collecte et l'analyse des données. Les données collectées ont entre autres été les capacités de production aux usines, les caractéristiques des produits fabriqués, les coûts fixes des entrepôts, les capacités des entrepôts, les coûts de stockage et d'entreposage, les coûts de transport et les volumes de ventes historiques. Ainsi, la section d'analyse a permis de transformer ces données dans un format adéquat pour le modèle d'optimisation, tout en minimisant les erreurs d'approximations et les biais. Aussi, les différentes méthodes d'agrégation comme celle par points de demande et celle par familles de produits ont permis de faciliter l'étape de collecte de données, d'accélérer la résolution du modèle et de réduire les fluctuations non significatives dans les données.

Aussi, il a été traité d'une façon d'intégrer les prévisions de ventes au modèle d'optimisation par l'utilisation de scénarios. Ce processus a nécessité l'intégration d'une extension au modèle de base, qui a été détaillé dans la méthodologie de recherche. Afin d'intégrer suffisamment de scénarios de demande dans la résolution du modèle et ainsi représenter adéquatement la répartition future de la demande, nous avons eu recours à une méthode de résolution par approximation par moyenne d'échantillon. Les scénarios ont ainsi été créés à partir de prévisions de ventes totales de cinq régions distinctes. Le résultat de ce processus est une solution approximative, que nous avons pu borner statistiquement afin de s'assurer de sa qualité. Ainsi, une solution dite robuste a pu être obtenue. Cette solution présente des coûts minimaux peu importe l'évolution future de la demande.

Nous avons résolu le problème de deux manières. Premièrement, un modèle déterministe a été utilisé afin de simuler le réseau actuel et d'y trouver une solution optimisée à l'aide des données de ventes historiques de 2015. Des économies de 5,6% ont été observées entre le réseau optimisé et le réseau actuel pour l'année 2015. Ensuite, le modèle stochastique a été résolu à l'aide d'une méthode d'approximation par moyenne d'échantillon pour les volumes de ventes prévues de 2020. Un total de 1024 scénarios de

demande a été considéré pour l'étude. Un total de dix solutions candidates a été identifié à l'aide du même nombre d'échantillons de cinq scénarios. Par la suite, l'optimalité de ces solutions a été évalué en recourant à un échantillon commun de 50 scénarios. Finalement, le coût total espéré de la meilleure solution candidate a été comparé avec celui du réseau actuel pour ainsi obtenir une différence de 5,5% entre les deux.

Par contre, les résultats présentent certaines limites. Dans un premier temps, une limite déterminante de la recherche est au niveau de la méthode de création des scénarios. Il est difficile de représenter toutes les possibilités de répartition des volumes de ventes qui pourraient être observées dans le futur. Les solutions trouvées sont donc hautement dépendantes des scénarios utilisés. Effectivement, dans notre recherche, un nombre limité de scénarios a été utilisé. Les données de ventes historiques pourraient éventuellement être combinées aux prévisions afin d'obtenir davantage de scénarios. Il pourrait ainsi éventuellement être nécessaire d'inclure un plus grand nombre de scénarios dans le modèle. De manière générale, il serait intéressant de peaufiner la méthodologie utilisée pour la création des scénarios, par exemple, en trouvant une solution afin d'impliquer l'équipe de direction dans ces réflexions.

Dans un deuxième temps, nous avons observé que les résultats du modèle sont dépendants des coûts utilisés, particulièrement des coûts de transport sortant. En revanche, plusieurs suppositions ont dû être faites face à ceux-ci, à cause du nombre important de segments de transport présents dans le réseau et des variations dans les coûts historiques. Aussi, au niveau des coûts, les données de l'année actuelle ont été utilisées malgré qu'il pourrait être possible d'observer des variations dans ceux-ci d'ici 2020. Il serait donc intéressant, dans de futures recherches, de considérer l'incertitude présente dans les coûts du modèle. Une possibilité serait d'intégrer ces prédictions dans la création des scénarios.

Dans un dernier temps, il serait adéquat de considérer la profitabilité en tant qu'objectif dans le modèle, au lieu d'effectuer une simple minimisation des coûts. Dans ce cas, les régions non profitables qu'il serait mieux de ne pas desservir pourraient être identifiées.

BIBLIOGRAPHIE

- Alonso, A., Escudero, L. F. et Garin, A. (2003). An approach for strategic supply chain planning under uncertainty based on stochastic 0-1 programming. *Journal of Global Optimization*, 26(1), p. 97-124.
- Arabani, A. B. et Farahani, R. Z. (2012). Facility location dynamics: An overview of classifications and applications. *Computers & Industrial Engineering*, 62(1), p. 408–420.
- Bai, D., Carpenter, T. et Mulvey, J. (1997). Making a case for robust optimization models. *Management Science*, 43(7), p. 895-907.
- Ballou, R. H. (2001). Unresolved Issues in Supply Chain Network Design. *Information Systems Frontiers*, 3(4), p. 417-426.
- Baumol, W. J. et Wolfe, P. (1958). A warehouse-location problem. *Operations Research*, 6(2), p. 252-263.
- Benaissa, M. et Benabdelhafid, A. (2010). A multi-product and multi-period facility location model for reverse logistics. *Polish Journal of Management Studies*.
- Bowerman, R. L., Calamai, P. H. et Hall, G. B. (1999). The demand partitioning method for reducing aggregation errors in p-median problems. *Computers & Operations Research*, 26(10-11), p. 1097-1111.
- Brown, G. G. et Graves, G. W. (1987). Design and operation of a multicommodity production/distribution system using primal goal decomposition. *Management Science*, 33(11), 1469-1480.
- Chouinard, M., D'Amours, S. et Aït-Kadi, D. (2007). Design of Reverse Logistics Networks for Multiproducts, Multistates, and Multiprocessing Alternatives. *Trends in Supply Chain Design and Management*, part II, p. 181-211.
- Cohen, M. A. et Moon, S. (1990). Impact of production scale economies, manufacturing complexity, and transportation costs on supply chain facility networks. *Journal of Manufacturing and Operations*, 29(3).
- Cole, M. H. (1995). Service considerations and the design of strategic distribution systems, these de doctorat, Georgia Institute of Technology, 127 p.
- Contreras, I., Cordeau, J.-F. et Laporte, G. (2011). Stochastic uncapacitated hub location. *European Journal of Operational Research*, 212(3), p. 518-528.
- Cordeau, J.-F. (2014). A General Logistics Network Design Model. HEC Montreal.
- Cordeau, J.-F., Pasin, F. et Solomon, M. M. (2006). An integrated model for logistics network design. *Annals of Operations Research*, 144(1), p.59-82.

- Current, J. R. et Schilling, D. A. (1987). Elimination of source A and B errors in p-median location problems. *Geographical Analysis*, 19(2), p. 95-110.
- Daskin, M. S., Coullard, C. R. et Shen, Z. (2002). An inventory-location model: Formulation, solution algorithm and computational results. *Annals of Operations Research*, 110(1-4), p. 83-106.
- Daskin, M. S., Snyder, L. V. et Berger, R. T. (2005). Facility Location in Supply Chain Design, *Logistics Systems: Design and Optimization*, p. 39-65.
- Dekker, M., van Donselaar, K. et Ouwehand, P. (2004). How to use aggregation and combined forecasting to improve seasonal demand forecasts. *International Journal of Production Economics*, 90(2), p. 151-167.
- Dogan, K. et Goetschalckx, M. (1999). A primal decomposition method for the integrated design of multi-period production–distribution systems. *IIE Transactions*, 31(11), p 1027-1036.
- Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J. et Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *Kdd-96*. p. 226-231.
- Eppen, G. D. (1979). Note-effects of centralization on expected costs in a multi-location newsboy problem. *Management Science*, 25(5), p.498-501.
- Erlebacher, S. J. et Meller, R. D. (2000). The interaction of location and inventory in designing distribution systems. *IIE Transactions*, 32(2), p. 155-166.
- Erlenkotter, D. (1981). A comparative study of approaches to dynamic location problems. *European Journal of Operational Research*, 6(2), p. 133-143.
- Francis, R. L. et Lowe, T. J. (2015). Demand Point Aggregation for Some Basic Location Models. *Location Science*, part II, p. 487-506.
- Francis, R. L., Lowe, T. J., Rayco, M. B. et Tamir, A. (2008). Aggregation error for location models: survey and analysis. *Annals of Operations Research*, 167(1), p. 171-208.
- Francis, R. L., McGinnis, L. F. et White, J. A. (1983). Locational analysis. *European Journal of Operational Research*, 12(3), 220. doi:10.1016/0377-2217(83)90194-7
- Geoffrion, A. M. et Graves, G. W. (1974). Multicommodity distribution system design by Benders decomposition. *Management Science*, 20(5), p. 822-844.
- Goetschalckx, M., Vidal, C. J., & Dogan, K. (2001). Modeling and design of global logistics systems: A review of integrated strategic and tactical models and design algorithms. *European Journal of Operational*, 143(1), p. 1-18.
- Goodchild, M. F. (1979). The aggregation Problem in Location-Allocation. *Geographical Analysis*, 11(3).

- Hamer-Lavoie, G. et Cordeau, J.-F. (2006). Un modèle pour la conception d'un réseau de distribution avec localisation, affectation et stocks. *INFOR*, 44, p. 1-18.
- Hillsman, E. L. et Rhoda, R. (1978). Errors in measuring distances from populations to service centers. *The Annals of Regional Science*, 12(3), 74.
- Hodgson, M. J. et Neuman, S. (1993). A GIS Approach to Eliminating Source C Aggregation Error in P-Median Models. *Computers & Operations Research*.
- Irawan, C. et Salhi, S. (2015). Aggregation and non aggregation techniques for large facility location problems: A survey. *Yugoslav Journal of Operations Research*, 25(3), p. 313-341.
- Kleywegt, A. J., Shapiro, A., et Homem-de-Mello, T. (2002). The Sample Average Approximation Method for Stochastic Discrete Optimization. *SIAM Journal on Optimization*, 12(2), p. 479-502.
- Klose, A. et Drexl, A. (2005). Facility location models for distribution system design. *European Journal of Operational Research*, 162(1), p. 4–29.
- Linderoth, J., Shapiro, A., et Wright, S. (2006). The empirical behavior of sampling methods for stochastic programming. *Annals of Operations Research*, 142(1), p. 215-241.
- Mangiaracina, R., Song, G. et Perego, A. (2015). Distribution network design: a literature review and a research agenda. *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, 45(5), p. 506–531.
- Martel, A. (2005). The design of production-distribution networks: A mathematical programming approach. *Supply Chain Optimization*, p. 265-305.
- Melo, M. T., Nickel, S. et Saldanha-da-Gama, F. (2009). Facility location and supply chain management – A review. *European Journal of Operational Research*, 196(2), 401-412.
- MirHassani, S. A., Lucas, C., Mitra, G., Messina, E. et Poojari, C. A. (2000). Computational solution of capacity planning models under uncertainty. *Parallel Computing*, 26(5), p. 511-538.
- Nozick, L. K. et Turnquist, M. A. (1998). Integrating inventory impacts into a fixed-charge model for locating distribution centers. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 34(3), p. 173-186.
- Nozick, L. K. et Turnquist, M. A. (2001). A two-echelon inventory allocation and distribution center location analysis. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 37(6), p. 425-441.
- Owen, S. H. et Daskin, M. S. (1998). Strategic facility location: A review. *European Journal of Operational Research*, 11(3), p. 423-447.

- Ozsen, L., Daskin, M. S. et Coullard, C. R. (2009). Facility Location Modeling and Inventory Management with Multisourcing. *Transportation Science*, 43(4), p. 455-472.
- Pirkul, H. et Jayaraman, V. (1996). Production, transportation, and distribution planning in a multi-commodity tri-echelon system. *Transportation Science*, 30(4), p. 291-302.
- Sadigh, A. N. et Fallah, H. (2009). Demand Point Aggregation Analysis for Location Models.
- Santoso, T., Ahmed, S., Goetschalckx, M. et Shapiro, A. (2005). A stochastic programming approach for supply chain network design under uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 167(1), p. 96–115.
- Schütz, P., Tomasgard, A. et Ahmed, S. (2009). Supply chain design under uncertainty using sample average approximation and dual decomposition. *European Journal of Operational Research*, 199(2), p. 409-419.
- Shapiro, A. et Philpott, A. (2007). A tutorial on stochastic programming. Manuscript.
- Snyder, L. V. (2005). Facility Location Under Uncertainty: A Review. *IIE Transactions*, 38(7), p. 537-554.
- Snyder, L. V., Daskin, M. S. et Teo, C. P. (2007). The stochastic location model with risk pooling. *European Journal of Operational Research*, 179(3), p. 1221-1238.
- Tsiakis, P., Shah, N. et Pantelides, C. C. (2001). Design of multi-echelon supply chain networks under demand uncertainty. *Industrial and Engineering*, 40(16), p. 3585-3604.
- Verter, V. (1992). An integrated evaluation of facility location, capacity acquisition, and technology selection for designing global manufacturing strategies. *European Journal of Operational Research*, 60(1), p. 1-18.
- Vidal, C. J. et Goetschalckx, M. (1997). Strategic production-distribution models: A critical review with emphasis on global supply chain models. *European Journal of Operational Research*, 98(1), p. 1-18.
- Vila, D., Beauregard, R. et Martel, A. (2009). The Strategic Design of Forest Industry Supply Chains. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 47(3), p. 185.
- Weber, A. (1909). *Weber's Theory of the Location of Industries*. Traduit de l'allemand en 1929 par C.J. Friedrich. The University of Chicago Press, 256 p.