

Titre: Approche hybride pour l'optimisation de stratégie
Title: d'approvisionnement

Auteur: Pascalin Zephyrin Ngoko
Author:

Date: 2019

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Ngoko, P. Z. (2019). Approche hybride pour l'optimisation de stratégie
Citation: d'approvisionnement [Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal]. PolyPublie.
<https://publications.polymtl.ca/4003/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/4003/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Jean-Marc Frayret, & Diane Riopel
Advisors:

Programme: Maîtrise recherche en génie industriel
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Approche hybride pour l'optimisation de stratégie d'approvisionnement

PASCALIN-ZÉPHYRIN NGOKO

Département de mathématiques et de génie industriel

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

Génie industriel

Août 2019

© Pascalin-Zéphyrin Ngoko, 2019.

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

Approche hybride pour l'optimisation de stratégie d'approvisionnement

présenté par **Pascal-Zéphyrin NGOKO**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Michel GAMACHE, président

Jean-Marc FRAYRET, membre et directeur de recherche

Diane RIOPEL, membre et codirectrice de recherche

Bruno AGARD, membre

REMERCIEMENTS

J'aimerais d'abord remercier mon directeur de recherche, Jean-Marc Frayret, et ma codirectrice de recherche, Diane Riopel pour leur soutien et leurs conseils pendant toute la période de réalisation de mon projet.

Je remercie aussi Michel Gamache et Bruno Agard d'avoir accepté d'être respectivement président et membre du jury pour ce mémoire. Je les remercie pour le temps qu'ils ont consacré à l'étude de ce projet.

Je remercie Stelia Aerospace, et particulièrement Yoan Buisson et Morgane Yannou, pour leur investissement dans cette étude. L'intérêt qu'ils ont porté à ce projet et les données qu'ils ont fournies ont permis sa réalisation.

J'aimerais également remercier Arame Niang et Mehran Mehri, pour leur aide technique et moral tout au long de ce projet.

Finalement, j'aimerais souligner l'aide d'Alvaro Gil, qui m'a transmis de précieux services et conseils en tant qu'expert d'*Anylogic*.

RÉSUMÉ

Le marché mondial est volatil. Les chaînes d'approvisionnement sont davantage exposées aux secousses et aux perturbations dues à l'interconnexion des marchés financiers et des économies. Une erreur de calcul ou une information non transmise peuvent avoir des conséquences majeures et se répandent tels des virus à travers le réseau complexe des chaînes d'approvisionnement. La maîtrise des coûts, la visibilité et la gestion des risques deviennent un défi pour tout gestionnaire de chaîne d'approvisionnement.

Dans ce contexte, ce mémoire étudie les systèmes d'approvisionnement de Stelia Aerospace. Cette entreprise du secteur de l'aéronautique propose des solutions globales pour les constructeurs aéronautiques et les compagnies aériennes. Stelia se pose des questions sur les stratégies qu'elle utilise dans sa chaîne d'approvisionnement. Nous cherchons par ce mémoire à aider Stelia à choisir la stratégie d'approvisionnement optimale pour chaque produit.

Nous avons développé une méthode hybride utilisant la simulation à base d'agents et des techniques d'exploration de données dans le but de trouver des règles qui permettent de choisir la stratégie optimale à appliquer à un produit en fonction des stratégies offertes dans l'entreprise. Les résultats de ce mémoire sont encourageants. Nous concluons que Stelia pourrait réduire ses coûts d'approvisionnement en incorporant de nouvelles stratégies en plus de celle qu'elle utilise actuellement. De plus, pour certaines combinaisons de stratégies, nous avons trouvé des règles qui permettent de facilement choisir la stratégie optimale en fonction des caractéristiques du produit.

ABSTRACT

The global market is volatile. Supply chains are more exposed to shocks and disruptions due to the interconnection of financial markets and economies. A calculation error or an undelivered information can have major consequences and spread like viruses through the complex network of supply chains. Controlling costs, visibility and risk management are becoming a challenge for any supply chain manager.

In this context, this thesis studies Stelia Aerospace's supply systems. This company in the aeronautics sector offers global solutions for aircraft manufacturers and airlines. Stelia is wondering about the strategies it uses in its supply chain. Through this study, we seek to help Stelia choose the optimal procurement strategy for each product.

We have developed a hybrid method using agent-based simulation and data mining techniques to find rules that allow us to choose the optimal strategy to apply to a product based on the strategies offered in the company. The results of this study are encouraging. We conclude that Stelia could reduce its procurement costs by incorporating new strategies in addition to the one it currently uses. In addition, for some combinations of strategies, we have found rules that make it easy to choose the optimal strategy based on the characteristics of the product.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ.....	IV
ABSTRACT	V
TABLE DES MATIÈRES	VI
LISTE DES TABLEAUX.....	X
LISTE DES FIGURES.....	XI
LISTE DES ANNEXES	XIII
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
1.1 Contexte général et problématique de recherche	1
1.2 Objectifs de recherche.....	3
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	5
2.1 Introduction.....	5
2.2 Stratégie d’approvisionnement	5
2.3 Optimisation de la chaîne d’approvisionnement.....	6
2.4 Simulation de la chaîne d’approvisionnement	8
2.5 Amélioration de la chaîne d’approvisionnement par la science des données.	10
2.6 Conclusion	11
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE.....	13
3.1 Introduction.....	13
3.2 Collecte et analyse des données	13
3.2.1 Analyse générale	13
3.2.2 Préparation de la base de données.....	16
3.3 Modélisation et expérimentation.....	20

3.3.1	Modélisation.....	21
3.3.2	Expérimentation	21
3.4	Analyse des résultats.....	22
3.5	Conclusion	22
CHAPITRE 4 MODÉLISATION ET IMPLÉMENTATION		23
4.1	Introduction.....	23
4.2	Modèle général.....	23
4.3	Stratégies simulées.....	26
4.3.1	Calcul du point de commande des sites de production	27
4.3.2	Calcul du coût de la stratégie	27
4.3.3	Entrées et sorties du modèle.....	28
4.3.4	Stratégie 1 : Approvisionnement à date variable et quantité fixe paramétrée par Stelia	28
4.3.5	Stratégie 2 : Approvisionnement à date variable et quantité fixe avec la formule de Wilson.....	29
4.3.6	Stratégie 3 : Approvisionnement à date variable et quantité fixe avec un stock de sécurité.	30
4.3.7	Stratégie 4 : Approvisionnement à date variable et quantité fixe avec une optimisation du point de commande et de la quantité commandée.	30
4.3.8	Stratégie 5 (a, b, c) : Approvisionnement à double source avec un déclenchement des commandes par point de commande (optimisation)	31
4.3.9	Stratégie 6 : Approvisionnement sans entrepôt de centralisation des commandes	33
4.4	Implémentation et vérification du modèle	34
4.4.1	Création des agents.....	35
4.4.2	Programmation du comportement individuel de l'agent.....	36

4.4.3	Création d'une représentation visuelle animée	37
4.4.4	Programmation d'une « Expérience de simulation »	38
4.4.5	Vérification du modèle.....	38
4.5	Conclusion	39
CHAPITRE 5 EXPÉRIMENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS		40
5.1	Introduction.....	40
5.2	Échantillonnage.....	40
5.3	Plan d'expérience de simulation	42
5.4	Validation du modèle.....	43
5.5	Analyse descriptive	44
5.5.1	Analyse générale	44
5.5.2	Analyse des stratégies sans optimisation	47
5.5.3	Analyse des stratégies optimisées	49
5.6	Analyse prédictive	53
5.6.1	Préparation de la base de données.....	53
5.6.2	Réalisation des arbres de décisions	56
5.7	Conclusion	60
CHAPITRE 6 DISCUSSION GÉNÉRALE		62
6.1	Synthèse des résultats	62
6.2	Recommandations.....	62
CHAPITRE 7 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		64
7.1	Contributions du mémoire	64
7.2	Travaux futurs et opportunités de recherche.....	64
RÉFÉRENCES.....		66

ANNEXES 69

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1 : Caractéristiques physiques de la base de données	14
Tableau 3.2 : Répartition des colonnes de la base de données brute	14
Tableau 3.3 : Caractéristiques physiques de la base de données modifiée	18
Tableau 4.1 Exemple du tableau de validation des stratégies	39
Tableau 5.1 : Analyse de sensibilité de l'ajout d'une stratégie	46
Tableau 5.2 : Attributs de la base de données utilisés dans « R ».....	55
Tableau 5.3 : Résumé des résultats de discrétisation des variables « à définir »	56
Tableau 5.4 : Classes de l'attribut « ConsoTotal » avec une discrétisation en quinze classes obtenues avec l'algorithme « K-Moyennes ».....	56
Tableau 5.5 : Tableau récapitulatif de la précision des arbres de décision en pourcentage	58
Tableau 5.7 : Tableau récapitulatif des tailles des arbres de décision.....	58

LISTE DES FIGURES

Figure 3.1 : Histogramme de la répartition des prix des produits.....	15
Figure 3.2 : Histogramme des mouvements des produits	16
Figure 4.1 : Stratégie actuelle de Stelia.....	23
Figure 4.2 : Logigramme des activités d’achat (niveau 1).....	24
Figure 4.3 : Exemple de logigramme des activités d’achat (niveau 2)	25
Figure 4.4 : Entrées et sorties du modèle de simulation.....	28
Figure 4.5 : Répartition des commandes entre les fournisseurs (Veeraraghavan et Scheller-Wolf (2008)) page 863	32
Figure 4.6 : Graphique illustrant la stratégie double	33
Figure 4.7 : Modèle sans entrepôt de centralisation.....	34
Figure 4.8 : Espace de modélisation de l’agent « Entrepôt ».....	37
Figure 5.1 : Profil des classes de l’analyse « K-Moyennes ».....	41
Figure 5.2 : Histogramme montrant les articles simulés par rapport aux articles consommés pendant l’année 2017	41
Figure 5.3 : Capture d’écran d’ <i>Anylogic</i> sur le paramétrage du nombre de réplifications	42
Figure 5.4 : Histogramme des fréquences de la consommation réelle par rapport à la consommation simulée	43
Figure 5.5 : Histogramme de la répartition des produits par rapport à leur meilleure stratégie	44
Figure 5.6 : Histogramme des coûts des stratégies	45
Figure 5.7 : Histogramme de la répartition des coûts	48
Figure 5.8 : Histogramme du nombre moyen de points de consommation.....	49
Figure 5.9 : Histogramme de la fréquence des coûts relatifs de S4 par rapport à la meilleure stratégie	50
Figure 5.10 : Histogramme comparant les produits ciblés avec la totalité de la base de données .	50

Figure 5.11 : Histogramme comparant la stratégie actuelle avec la cinquième	52
Figure 5.12 : Histogramme comparant le coût de la solution actuelle avec la cinquième	52
Figure 5.13 : Arbre de S1 +S5 (C=10; M=100)	59
Figure 5.14 :Arbre de S1 +S4 (C=10; M=100).....	59
Figure 5.15 : Arbre de S1 +S6 (C=10 ; M=100).....	60
Figure A.1 : Processus d'achat.....	69
Figure B.1 : Processus de mise à disposition du stock et de commande (site)	70
Figure C.1 : Processus de réception (site).....	71
Figure D.1 : Processus de réception (entrepôt)	72
Figure E.1 : Processus de livraison (entrepôt).....	73
Figure F.1 : Espace de simulation	74
Figure F.2 : Espace de développement.....	74

LISTE DES ANNEXES

Annexe A Processus d'achat	69
Annexe B Processus de mise à disposition du stock et de commande (site)	70
Annexe C Processus de réception (site)	71
Annexe D Processus de réception (entrepôt)	72
Annexe E Processus de livraison (entrepôt).....	73
Annexe F Environnement Main anylogic	74

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Contexte général et problématique de recherche

Le choix d'une stratégie d'approvisionnement d'un produit est un sous-processus de la conception de la chaîne logistique globale d'une entreprise. Il impacte non seulement la réactivité de l'entreprise face aux aléas des marchés et de l'environnement, mais aussi sa résilience et sa robustesse. En pratique, ce processus de décision dépend d'un ensemble de facteurs intrinsèques au produit, comme son coût ou son niveau de standardisation, mais aussi d'un ensemble de facteurs extrinsèques au produit liés d'une part à l'entreprise, comme le profil de consommation du produit, sa criticité ou les attentes de niveau de service de l'entreprise, et d'autre part à son réseau d'approvisionnement, comme le niveau de service des fournisseurs, leur localisation ou la qualité de leurs produits. Pour une grande entreprise, le choix d'une stratégie d'approvisionnement est un processus de décision complexe, car il concerne des milliers de produits et que de nombreuses options d'approvisionnement global s'offrent à l'entreprise. L'analyse et l'optimisation du choix des stratégies d'approvisionnement sont des activités cruciales d'amélioration de la performance de l'organisation.

Dans ce mémoire, les activités d'approvisionnement de Stelia Aerospace sont étudiées. Cette entreprise française à but lucratif du secteur aéronautique propose des solutions globales pour les constructeurs aéronautiques et les compagnies aériennes. Stelia a été fondée le 1^{er} janvier 2015 de la fusion entre Aerolia et Sogerma. Stelia est affiliée au groupe Airbus. Elle offre différents services de haute technologie dont la conception de produits, l'assemblage et la fabrication de sous-assemblage (ex., sièges de passagers) et de composants, l'intégration de systèmes, ainsi que la fabrication de structures métalliques et composites complexes.

Dans la construction aéronautique, trois métiers principaux permettent de répondre à la demande des compagnies aériennes (Air France, Air Canada, American Airlines...) ou des états :

- les constructeurs d'avions et d'hélicoptères (Airbus, Boeing, Bombardier...);
- les fabricants d'aérostructures et de moteurs;
- les équipementiers qui fabriquent des sous-ensembles, tels que les trains d'atterrissage, les nacelles, et les systèmes électroniques de vol.

Stelia compte plus de 6 900 employés, regroupés sur trois continents. Sa direction et ses fonctions centrales sont basées à Toulouse. L'entreprise est présente sur de nombreux sites de production industrielle à travers le monde. Chaque site a une fonction particulière.

Le site de Toulouse regroupe le siège social et quelques directions opérationnelles : les finances, les ressources humaines, les achats, la qualité, les programmes et les ventes. En outre, le site comprend la principale partie du bureau d'études (avec environ 260 ingénieurs).

Le site de Saint-Nazaire comprend environ 850 personnes réparties sur dix hectares de superficie. Ce site est le centre d'excellence des pièces élémentaires et accueille de nombreuses spécialités. Saint-Nazaire est responsable de la fabrication de pièces de petites et grandes dimensions suivant le principe d'intégration verticale, et cela va du formage, à l'usinage, jusqu'à la protection et la livraison aux clients.

Le site de Méaulte comprend environ 1 500 personnes sur 47 hectares; il est spécialisé dans la production des pointes avant de l'ensemble des avions de la gamme Airbus (de A318 à A380 et A400M).

D'autres sites sont situés en France :

- Rochefort (assemblage de sections de fuselage et sièges);
- Méaulte (création de sections de fuselage et sièges);
- Mérignac (voilures ATR42/72);
- Salaunes (pièces élémentaires composites) « Filiale ».

En Afrique du Nord :

- Casablanca, Maroc (pièces élémentaires composites et assemblage);
- Tunis, Tunisie (assemblage de sous-ensembles).

En Amérique du Nord :

- Lunenburg, Nouvelle-Écosse, Canada (pièces élémentaires composites);
- Mirabel, Québec, Canada (assemblage de sections de fuselage).

Stelia Aerospace possède aussi des bureaux commerciaux ou de support aux compagnies dans d'autres villes :

- Hambourg (Allemagne), support aux lignes d'assemblage final d'Airbus
- Bangkok (Thaïlande), Seattle (Washington, États-Unis), Los Angeles (Californie, États-Unis), Miami (Floride, États-Unis), pour des bureaux commerciaux.
- Émirats arabes unis, Singapour, Beijing (Chine) et Miami (Floride, États-Unis), pour le support aux compagnies aériennes, sur des contrats à long terme.

Ce mémoire étudie la chaîne d'approvisionnement de Stelia en produits standards. L'objectif général est de développer et de tester une approche méthodologique afin d'aider l'entreprise à optimiser le choix de ses stratégies d'approvisionnement. Pour cela, nous proposons une méthode permettant d'améliorer la gestion de ses approvisionnements en définissant des classes de produits adaptées à des stratégies d'approvisionnement spécifiques et efficaces. Plus spécifiquement, la simulation à événements discrets est utilisée pour modéliser les interactions de plusieurs acteurs du réseau d'approvisionnement et simuler plusieurs stratégies potentielles. À partir des résultats de simulation, nous analysons les données par arbres de classification pour définir des règles de classification de produits.

1.2 Objectifs de recherche

L'objectif général de ce projet est d'aider Stelia à optimiser le choix de ses stratégies d'approvisionnement aux particularités de chaque produit. Nous cherchons en particulier à évaluer et améliorer son système d'approvisionnement dans sa globalité. Dans cette étude, à la demande de Stelia, nous nous concentrerons sur les produits standards, de type « hardware and fastener ». Ce sont des petites pièces génériques commandées généralement sur catalogue par l'entreprise.

Actuellement, Stelia a fait le choix stratégique de centraliser l'ensemble des commandes des différents sites de production. Il y a ainsi un entrepôt en France chargée de passer les commandes pour toute la compagnie en fonction de la consommation des différents sites. Les commandes sont livrées à ce même entrepôt avant d'être redistribuées aux sites de production. Dans cette étude, la stratégie actuelle de Stelia est analysée, et d'autres sont explorées grâce à la simulation. Par exemple, une stratégie dans laquelle chaque site de production est autonome dans son approvisionnement auprès du fournisseur a été simulée. Nous souhaitons aussi évaluer la performance

potentielle d'une stratégie d'approvisionnement avec plusieurs fournisseurs de manière à gérer les aléas de sa consommation.

La performance du réseau d'approvisionnement est donc évaluée et des pistes d'amélioration sont proposées. Étant donné le grand nombre de produits standards consommés par Stelia, le potentiel de gain associé à l'identification d'une stratégie d'approvisionnement efficace pour chaque produit est significatif. Le but spécifique, tel que décrit plus bas, est de développer un outil, sous la forme d'un modèle de décision (ex., règles), définissant les caractéristiques influençant le choix de la stratégie d'approvisionnement d'un produit. Des concepts de fouilles de données sont notamment utilisés pour classifier les produits. Par conséquent, les objectifs spécifiques de ce mémoire sont les suivants :

- développer des modèles de simulation d'approvisionnement d'un ensemble de produits selon plusieurs configurations de stratégies d'approvisionnement;
- simuler plusieurs stratégies d'approvisionnement pour un nombre significatif de produits;
- évaluer les stratégies d'approvisionnement en se basant sur les valeurs d'un ensemble d'indicateurs de performance (ex., coût d'approvisionnement, retard moyen, niveau de service);
- définir des règles de classification qui permettent de prédire pour chaque produit individuellement, quelles stratégies d'approvisionnement sont efficaces, en se basant sur leurs caractéristiques.

La question de recherche sous-jacente de ce travail est la suivante :

Est-il possible de définir des règles de décision à partir de résultats de simulation de plusieurs stratégies d'approvisionnement afin d'optimiser les approvisionnements d'une entreprise?

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Introduction

Dans cette partie, nous présentons la littérature scientifique touchant les différents sujets abordés dans ce mémoire. Dans un premier temps, les recherches sur les stratégies d'approvisionnement sont discutées, puis, les contributions concernant l'optimisation des stratégies d'approvisionnement sont présentées. Ensuite, l'utilisation de la simulation des systèmes d'approvisionnement dans la documentation scientifique est évoquée. Enfin, quelques études parlant de l'amélioration des réseaux d'approvisionnement à l'aide de la science des données sont discutées.

2.2 Stratégie d'approvisionnement

La stratégie d'approvisionnement impacte non seulement la réactivité de l'entreprise face aux aléas des marchés et de l'environnement, mais aussi sur sa résilience et sa robustesse (Kristianto, Gunasekaran et Helo (2017)). Le choix d'une stratégie d'approvisionnement implique plusieurs sous-processus de décision concernant, entre autres, le nombre de fournisseurs pour chaque produit, le choix des fournisseurs, le choix et la configuration optimale de la politique de gestion des stocks et, dans certains contextes, de l'allocation des ordres d'achats aux fournisseurs. De nombreux travaux théoriques étudient chacune de ces problématiques et appliquent différentes approches méthodologiques. Par exemple, Costantino et Pellegrino (2010) utilisent la simulation Monte-Carlo et des analyses de sensibilité pour étudier l'impact des caractéristiques extrinsèques du produit lié au réseau d'approvisionnement (risque de ne pas satisfaire le besoin) sur le choix du nombre de fournisseurs pour le produit. De même, Sheffi (2001) propose de faire appel à des fournisseurs étrangers et locaux pour diminuer les conséquences négatives des ruptures de stock. Dans leur étude, Kelle et Miller (2001) ont étudié le fractionnement optimal des ordres d'achat dans les stratégies d'approvisionnement simple et double dans le but de minimiser le risque de rupture de stock. Dans une stratégie simple, il y a une seule source d'approvisionnement, tandis que dans une stratégie double, deux sources sont disponibles. Toujours dans ce même esprit, Kawtummachai et Van Hop (2005) ont proposé un algorithme répartissant les quantités commandées entre plusieurs fournisseurs en minimisant le coût d'achat total pour divers niveaux de service, tout en prenant en compte l'incertitude de la demande. Dans ce mémoire, ces deux approches (source d'approvisionnement simple et double) sont simulées sur un grand nombre de

produits afin de mieux comprendre les caractéristiques de produits qui nécessitent des telles approches.

Golini et Kalchschmidt (2015) proposent un système expert pour l'identification des meilleures pratiques de gestion globale des approvisionnements en se basant sur un ensemble de facteurs internes et externes à l'entreprise. Les pratiques d'approvisionnement considèrent notamment des caractéristiques concernant le nombre de fournisseurs, les critères de sélection des fournisseurs, les processus et systèmes d'information transactionnels d'intégration avec les fournisseurs, et les programmes d'amélioration continue. Ce système expert exploite une base de données comportant un grand nombre d'informations sur plus de 700 entreprises afin de prédire pour n'importe quelle entreprise les pratiques les plus adaptées. Cependant, et contrairement à l'approche proposée dans ce projet, ce système expert n'utilise pas de données transactionnelles détaillées, ou la simulation pour prédire les meilleures pratiques. De plus, ces pratiques ne sont pas spécifiques aux produits, mais à l'entreprise. Ainsi, pour être spécifique aux caractéristiques des produits, une approche qui a pour but de prédire pour chaque produit la stratégie d'approvisionnement la plus efficace en se basant sur des résultats détaillés de simulation est proposée.

2.3 Optimisation de la chaîne d'approvisionnement

L'optimisation des stratégies d'approvisionnement est un sujet récurrent dans la littérature scientifique. Un grand nombre de contributions utilisent la modélisation analytique pour, généralement, soit dériver la solution optimale d'une politique de gestion particulière à un ou des contextes donnés, soit comparer plusieurs politiques de gestion dans plusieurs scénarios particuliers. Par exemple, dans un contexte de sources d'approvisionnement multiples, Burke, Carrillo et Vakharia (2007) comparent l'impact sur la profitabilité du manufacturier de stratégies d'approvisionnement impliquant une ou plusieurs sources d'approvisionnement. Les auteurs identifient ainsi les conditions optimales de chaque stratégie. Chen (2016) réalise une étude similaire en s'intéressant à l'impact de la qualité des produits. Jing et Lijun (2016) adoptent une approche méthodologique similaire pour comparer plusieurs stratégies d'approvisionnement avec et sans sources multiples dans un contexte d'approvisionnement perturbé. Les auteurs s'intéressent en particulier à l'utilisation d'un fournisseur alternatif de sécurité et d'incitatifs pour limiter les impacts de perturbations. Encore une fois, les auteurs identifient les conditions optimales de chacune des stratégies étudiées considérant différents niveaux de probabilités de perturbation et

différents niveaux de flexibilité des fournisseurs induits par l'utilisation d'incitatifs. Dans un contexte d'approvisionnement perturbé avec un fournisseur local et un fournisseur international, Zhu (2015) se sert de la programmation dynamique stochastique pour étudier la réaction des stratégies d'approvisionnement à sources multiples et de processus d'échange d'informations lorsqu'il y a des perturbations entre le client et ses fournisseurs. Il considère ici plusieurs scénarios de perturbation. Il identifie les conditions optimales de chaque stratégie étudiée et conclut que les perturbations au niveau du fournisseur local ont plus d'impacts négatifs, et que l'échange d'informations sur les perturbations avec ces derniers est crucial pour réduire les impacts en cas de perturbations.

Dans un contexte similaire de fournisseurs locaux et internationaux alternatifs et de perturbations d'approvisionnement, Kamalahmadi et Mellat-Parast (2016) utilisent la programmation mathématique pour optimiser l'allocation des commandes aux fournisseurs alternatifs. Contrairement aux approches présentées ci-dessus, il n'y a pas ici de variables représentant le niveau de stock. Les besoins du client sont ainsi un intrant du problème et sont dérivés de l'utilisation d'une politique de planification des besoins ou de gestion de stocks non discutée dans l'article. Le problème d'approvisionnement étudié est ainsi limité au choix des fournisseurs et au niveau de commandes passées avec ces derniers. Finalement, toujours dans le contexte général d'approvisionnement avec plusieurs sources, Dotoli et Falagario (2012) s'intéressent plus particulièrement au processus de sélection des fournisseurs. Les méthodes proposées ici par les auteurs (DEA, TOPSIS) sont différentes des approches normatives d'optimisation (analytiques, programmation mathématique), puisque le but est d'évaluer et de classer les fournisseurs par rapport à des critères spécifiques. Il existe un grand nombre de contributions similaires adoptant différents cadres de mesure de la performance des fournisseurs (Gunasekaran, et al (2015)) ou d'aide à la décision multicritère. Ce problème particulier n'est cependant pas directement étudié dans ce mémoire.

Les approches théoriques d'optimisation des stratégies d'approvisionnement, notamment les approches analytiques d'optimisation de la gestion des stocks, proposent des configurations optimales, voire des choix optimaux de stratégies, dans certaines conditions (ex., incertitude sur les prix, variabilité de la demande, incertitude sur les perturbations) et pour certaines stratégies spécifiques. Cependant, pour la plupart des modèles théoriques proposés, les conditions étudiées sont limitées à certaines caractéristiques. De plus, des hypothèses simplificatrices sont

généralement posées afin de pouvoir résoudre mathématiquement le problème. L'application de ces modèles à un très grand nombre de produits d'un cas réel, comme celui de Stelia, ayant chacun des caractéristiques bien spécifiques, devient ainsi très complexe. La simulation est une approche méthodologique qui permet de s'affranchir de beaucoup d'hypothèses simplificatrices. Elle permet de plus d'utiliser des données transactionnelles réelles de consommation de produits pour simuler de façon systématique des stratégies d'approvisionnement pour des produits spécifiques et proposer ainsi des solutions optimisées pour un cas réel d'entreprise comme Stelia.

2.4 Simulation de la chaîne d'approvisionnement

Il faut faire attention aux outils choisis lorsqu'on souhaite représenter la réalité de manière virtuelle. Ils doivent parfaitement s'adapter au cas d'étude. Il faut se poser des questions à toutes les étapes du projet et vérifier si les outils peuvent répondre aux problématiques. Dans l'industrie, la simulation est régulièrement utilisée pour mieux comprendre l'impact des décisions sur l'entreprise et son environnement. Il existe plusieurs techniques de simulation, comme la dynamique des systèmes, la simulation à base d'agents ou bien la simulation à événements discrets.

La dynamique des systèmes est une méthode de modélisation à haut niveau d'abstraction. Elle ignore les détails les plus spécifiques d'un système, par exemple les propriétés individuelles des personnes, des produits et des événements et fournit une représentation générale d'un système complexe. Ces modèles abstraits peuvent être utilisés dans le cadre d'une modélisation et d'une simulation stratégique à long terme. On peut dire que cette modélisation s'apparente à étudier les mouvements d'un flux (physique, liquide, information). Ce flux peut être orienté, arrêté, accéléré ou bien influencé par différents événements au cours de la simulation. L'idée avec cette approche était de simplifier le système d'approvisionnement complexe de l'entreprise et de représenter le mouvement des articles comme un flux.

Macal et North (2006) décrivent la simulation à base d'agents comme un outil de simulation émergent, qui adopte une approche ascendante de modélisation des systèmes, en modélisant spécifiquement les comportements individuels et les interactions des éléments d'un système, appelés agents. La simulation à base d'agents se base ainsi sur le comportement des éléments individuels d'un système avec leur environnement et leur état interne. Cette technique permet aux agents de communiquer, d'interagir et de prendre des décisions collectives. Elle est particulièrement pertinente pour simuler les systèmes complexes dont le comportement général

émerge des interactions simples et concourantes de ses éléments (ex., systèmes sociotechniques, biologiques, écologiques).

La simulation à événements discrets est une méthode bien connue du monde industriel. Cette technique est couramment utilisée tant par les entreprises de production et de services afin de concevoir, optimiser et valider leurs organisations, ainsi que par les centres de recherche dans l'optique d'étudier les systèmes complexes non linéaires. Elle utilise une approche de modélisation descendante (top-down) dans laquelle le processus général est modélisé, au lieu de se concentrer sur le comportement et les interactions des éléments du système comme dans la simulation à base d'agents. C'est ainsi la méthode la plus utilisée dans le monde de l'industrie, des transports et des services, car elle permet de décrire de manière réaliste le comportement des systèmes représentés. Les décideurs des entreprises s'en servent comme une aide à la décision dans leurs choix divers. Par exemple lors du dimensionnement d'installations, de stocks, d'entrepôts ou bien lors de la validation d'ordonnancement, de tailles de lots, de réapprovisionnement. Il est possible de combiner la simulation à base d'agents avec l'approche par événements discrets. Cela permet d'avoir un contrôle total de chaque acteur de la chaîne logistique. Il devient alors possible de programmer chaque processus de décision et action des acteurs selon toutes les situations envisageables au cours de la simulation. La qualité et le réalisme de la simulation se limitent aux compétences du programmeur et au temps investi dans le développement du modèle. Cette méthode est ici utilisée pour représenter le réseau d'approvisionnement de Stelia.

Beaucoup d'études ont démontré l'utilité de la simulation dans des problèmes de management de la chaîne d'approvisionnement. Stefanovic et al (2009) montrent que la simulation peut être un outil précieux pour l'analyse, la planification, l'optimisation, l'évaluation et la gestion des risques des réseaux d'approvisionnement. Jaoua et al (2012) se sont servis de la simulation à événements discrets pour étudier les problèmes de gestion du parc de véhicules rencontrés dans les systèmes de transport interne. Manuj et al (2009) ont aussi présenté une étude sur la simulation de la chaîne d'approvisionnement et ont indiqué que la simulation est l'outil le plus polyvalent pour la modélisation et l'analyse de la gestion des risques de la chaîne d'approvisionnement. Dans le même contexte, Keramydas et al (2015) utilisent la simulation à événements discrets dans le but d'évaluer des stratégies d'atténuation des risques liés à l'approvisionnement d'urgence pour un fabricant de pièces distinctes, en appliquant une approche quantitative. Ils développent une méthodologie employant la simulation à l'aide du logiciel *Arena* pour mesurer les répercussions du risque sur le

rendement de l'organisation et évaluer d'autres politiques d'urgence avec doubles sources d'approvisionnement en fonction du coût supplémentaire payé à l'autre fournisseur de secours. De leur côté, Chan et Chan (2005) ont développé plusieurs modèles de simulation de la chaîne d'approvisionnement à l'aide du progiciel *SIMPROCESS*. Dans leur étude, ils utilisent la simulation pour évaluer les coûts de transport, la disposition des ressources, le niveau des stocks et le temps de cycle des commandes. La combinaison de la simulation à événements discrets et la modélisation par l'intermédiaire d'agents permet de s'approcher du fonctionnement réel des activités d'approvisionnement. C'est pour cela que cette approche combinée a été retenue pour la modélisation lors de cette étude.

2.5 Amélioration de la chaîne d'approvisionnement par la science des données.

De nos jours, les entreprises compétitives cherchent à se positionner et à adopter des technologies d'Industrie 4.0. Elles cherchent, entre autres, à valoriser les données massives qu'elles possèdent dans leurs systèmes d'informations et de gestion des opérations, et leurs machines. Les technologies numériques permettent ainsi d'aider la prise de décision en fournissant des données en temps réel ou non pour toutes les parties de la chaîne d'approvisionnement (Cavalcante, et al (2019)). Beaucoup de contributions démontrent que l'analyse des données est applicable à bon nombre de domaines de la chaîne logistique comme la gestion des chaînes d'approvisionnement, les ateliers de fabrication, l'optimisation des itinéraires, la gestion des transports en commun, etc. (Dubey et al. (2019); Wamba et al. (2017); Gunasekaran et al (2016); Papadopoulos et al. (2017); Tsan-Ming et al (2018); Truong et al (2018)). Papadopoulos et al. (2017) soulignent que l'analyse des données peut contribuer à améliorer la gestion des risques de la chaîne logistique et sa réactivité aux situations imprévues. Tsan-Ming et Lambert (2017) démontrent que l'analyse des données peut être utilisée pour améliorer la réactivité des opérations des chaînes d'approvisionnement en se servant des grands volumes de données des entreprises. Ces données permettent aussi d'appliquer les concepts d'apprentissage machine pour prédire des situations ou résultats et améliorer la prise de décision. À l'aide de données transactionnelles, Murray et al (2018) proposent une méthode efficace pour transformer les enregistrements de livraison en données de séries temporelles qui créent une bonne approximation du comportement réel de consommation. Gil et Frayret (2016) utilisent une approche par arbres de classifications appliquée sur des données de simulation des opérations de transformation afin de définir des classes de billes de bois ayant des caractéristiques

optimales (coût minimum) pour certaines applications industrielles de seconde transformation (ex., plancher, palette, armoire, moulure). El-Khchine et al tirent profit des données issues des réseaux sociaux pour calibrer la chaîne logistique de l'industrie du poulet. Les résultats identifient les principales préoccupations liées aux produits et permettent le développement d'une chaîne d'approvisionnement centrée sur le consommateur. Dernièrement, Cavalcante et al. (2019) ont développé une technique hybride combinant la simulation et l'apprentissage machine pour aider à la prise de décision guidée par les données dans la sélection des fournisseurs. Les résultats de leur étude vont dans le sens de ce mémoire, car ils considèrent que l'apprentissage machine et la simulation peuvent être combinés pour créer des jumelages de chaînes d'approvisionnement numériques et, grâce à ces jumelages, améliorer la réactivité de l'entreprise. Dans notre cas, la simulation et l'apprentissage machine sont utilisés non pas pour sélectionner le fournisseur, mais pour sélectionner la stratégie d'approvisionnement.

Dans leur article, Sharma et al (2016) définissent les arbres de décision comme étant une structure qui comprend un nœud « racine », des branches et des nœuds « feuilles ». Chaque nœud interne indique un test sur un attribut, chaque branche indique le résultat d'un test et chaque nœud « feuille » possède une étiquette de classe. Le nœud supérieur de l'arbre est le nœud racine. Dans ce même article, ils présentent les caractéristiques, les avantages et inconvénients des algorithmes « ID3 », « C4.5 », et « CART ». Comme critère de séparation, l'algorithme C4.5 utilise le gain d'information. Il peut accepter des données avec des valeurs catégorielles ou numériques (discrètes et continues). C4.5 peut facilement traiter les valeurs manquantes, car les valeurs d'attributs manquantes ne sont pas utilisées dans les calculs de gain par C4.5. De plus, cet algorithme est rapide dans son exécution. Pour tous ces avantages, nous avons décidé d'utiliser cet algorithme dans ce mémoire.

2.6 Conclusion

La revue de littérature a permis de situer cette étude dans les domaines scientifiques sur lesquelles elle se base. Notamment, nous montrons ici que l'utilisation de la simulation et de la valorisation de données peuvent être combinées afin de définir de règles de décision. La contribution de ce mémoire est ainsi d'adapter et d'appliquer ces deux approches à la sélection de stratégies d'approvisionnement. Plutôt que d'utiliser une approche théorique basée sur des modèles mathématiques d'approvisionnement afin de définir des stratégies optimales dans des cas

particuliers, cette approche hybride est mise en œuvre dans un contexte spécifique d'entreprise en utilisant simultanément les données réelles de consommation de milliers de produits pour identifier des règles d'approvisionnements quasi optimales en fonction de ces produits, de leur source d'approvisionnement (localisation du fournisseur, délai de livraison) et de leur dynamique de consommation (volume de consommation, lieu de consommation).

Le chapitre suivant détaille la méthodologie utilisée pour atteindre les objectifs du mémoire.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

3.1 Introduction

Dans ce projet, une approche méthodologique hybride pour améliorer les activités d'approvisionnement est développée, mise en œuvre et évaluée. Ce chapitre décrit le cheminement intellectuel mis en place pour atteindre les objectifs. La première phase est la collecte et l'analyse des données. Grâce à cette première étape, il est possible dans un second temps de modéliser le réseau d'approvisionnement et d'expérimenter des stratégies par l'intermédiaire de la simulation. Enfin les résultats de la seconde phase sont analysés.

3.2 Collecte et analyse des données

Le but de cette partie est de faire une analyse de la base de données fournie par l'entreprise. Il s'agit d'étudier la base de données dans son ensemble pour comprendre l'ensemble des champs qui la compose et définir les problèmes qu'elle peut contenir. À cette étape, il est important de conserver un maximum de données pour que la recherche de caractéristiques discriminantes lors de la construction de l'arbre de décision soit optimale. Il faut donc un maximum de caractéristiques sur les produits, bien que celles-ci ne soient pas utiles pour la simulation, elles peuvent devenir essentielles pour l'analyse des résultats.

3.2.1 Analyse générale

L'analyse générale de la base de données permet de décrire sa composition, de déceler les premières tendances et d'améliorer notre compréhension du fonctionnement de l'entreprise. Cette analyse permet d'entrevoir les problèmes potentiels venant du manque de données ou de la qualité de ces données. La base de données transmise par Stelia comporte 9 873 lignes. Chacune de ces lignes correspond à une référence (produit) commandée. Les colonnes donnent des informations sur les caractéristiques du produit et sa consommation. Le tableau 3.1 ci-dessous récapitule les caractéristiques brutes de la base de données. Plusieurs produits ont des informations manquantes ou illisibles. De plus, les colonnes de la base de données peuvent être classées en différentes catégories telles que présentées dans le tableau 3.2.

Tableau 3.1 : Caractéristiques physiques de la base de données

Caractéristiques	Nombre
<i>Lignes</i>	9 873
<i>Colonnes</i>	98
<i>Nombre de cellules</i>	967 554
<i>Cellules non vides</i>	882 111
<i>Nombre de cellules vides</i>	85 443
<i>Cellules #N/A (not available)</i>	61 362

Tableau 3.2 : Répartition des colonnes de la base de données brute

Sujets	Nombre de colonnes consacrées
Description du produit	9
Gestion actuelle du produit (unité de gestion, classe, etc.)	12
Fournisseur (localisation, prix, etc.)	5
Historique de consommation sep. 2013 à févr. 2017	42
Somme ou moyenne de consommation (consommation totale 2013, moyenne des 12 derniers mois, etc.)	17
Besoins dépendants de 2016	10
Écarts entre les besoins dépendants et la consommation réelle	3
Total	98

En analysant chaque produit, on remarque que le pourcentage d'information pertinente par produit est de 84,7 % c'est-à-dire qu'en moyenne chaque référence possède 84,7 % de ses champs remplis par une information lisible (pas de vide ou #N/A). Pour arriver à un ensemble de produits utilisables pour les étapes suivantes du projet, il faut sélectionner les colonnes pertinentes, mais aussi écarter les produits n'ayant pas assez d'informations utilisables.

À ce stade, il est intéressant de regarder la répartition des produits sur différentes caractéristiques. Les histogrammes donnent une idée de la répartition des données sur différentes caractéristiques. Par exemple, l'histogramme ci-dessous montre la répartition des prix unitaires des produits. On s'aperçoit que beaucoup de produits sont peu coûteux. La grande majorité (8 370) des articles ont un prix unitaire compris entre 0 et 32 dollars US.

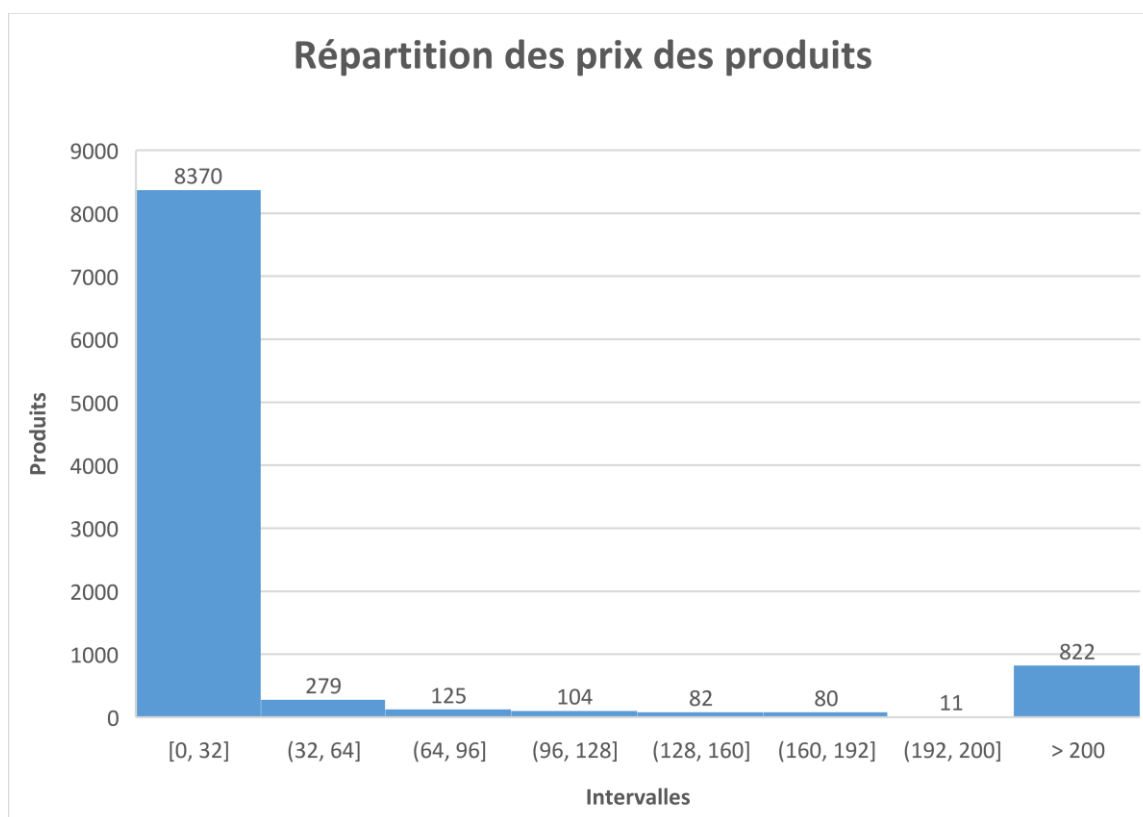


Figure 3.1 : Histogramme de la répartition des prix des produits

L'histogramme ci-dessous représente la répartition des articles en fonction de leur consommation dans les sites de production sur les douze derniers mois. Par exemple, un article utilisé en production au moins une fois dans cinq des douze derniers mois se retrouve dans la colonne 5. On constate que 2 911 références n'ont pas été consommées sur les douze derniers mois.

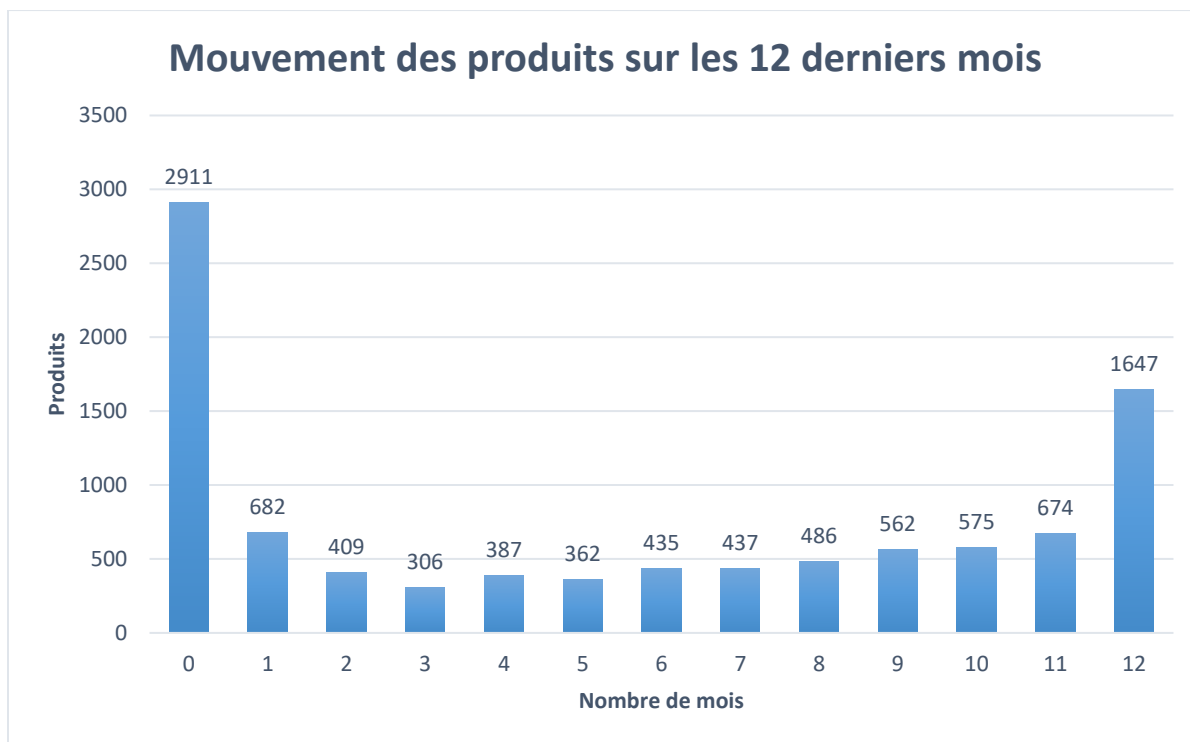


Figure 3.2 : Histogramme des mouvements des produits

Ces informations sur la base de données et son contenu contribuent, entre autres, à sélectionner l'échantillon des produits qui ont été utilisés pour développer le modèle de simulation.

3.2.2 Préparation de la base de données

Dans ce point, nous passons par différentes étapes pour préparer une base de données comportant seulement des informations comprises et utiles pour la suite du projet. Ce n'est pas une sélection de l'échantillon d'étude pour la simulation, mais un nettoyage de la base de données pour l'ensemble du projet. Dans un premier temps, nous avons trié et complété les données colonne par colonne. En fonction de la pertinence des informations contenues dans chaque colonne, nous avons soit supprimé la colonne soit complété l'information qu'elle comporte avec l'aide d'experts de l'entreprise. Dans un deuxième temps, nous avons fait une étude plus horizontale c'est-à-dire, sur les produits directement. Grâce à toutes les informations sur les transactions de l'entreprise en 2017, nous avons défini des portraits typiques de consommation utiles pour la simulation et nous avons supprimé les produits n'étant pas consommés en 2017. Tous les choix de modélisation qui suivent ont été faits en collaboration permanente avec des experts de l'entreprise.

3.2.2.1 Colonne inutilisables (ou non utilisées pour l'étude)

Différentes raisons peuvent amener à supprimer une colonne de la base de données. Certaines colonnes de la base de données ont trop peu d'information pour être utiles pour les prochaines étapes du projet. D'autres comportent des informations obsolètes ou considérées inutiles pour le projet. Nous avons fait le choix de supprimer les colonnes suivantes.

- Oversize, car elle a 9 492 cellules vides sur 9 873. De plus, l'information qu'elle donne n'est pas primordiale pour cette étude.
- Le délai de livraison contractuel en semaine. Il manque beaucoup d'information sur cette colonne (4 932). Nous avons basé notre modèle sur le délai de livraison du progiciel de gestion SAP en nombre de jours.
- Des consommations de septembre 2013 à décembre 2016. Pour limiter l'horizon des données, et sans impact sur la généralisabilité de la méthode, nous nous sommes concentrés sur les données de consommation allant de janvier 2017 à décembre 2017.

3.2.2.2 Modification des données

Comme expliqué dans l'analyse de la base de données originale, beaucoup de produits ont des données manquantes ou illisibles (vide ou #N/A). Pour faciliter la compréhension et l'utilisation de la base des données, nous avons remplacé ces données par des codes ou par l'information manquante. Les colonnes suivantes ont été modifiées.

- Lead Time SAP Jour. Remplacement des données « #N/A » par le code « Pas de Lead Time ». Nous supposons donc que ces produits n'avaient pas de délai de livraison renseigné dans SAP.
- Données sur les besoins dépendants. Remplacement des données « vide » par la valeur « 0 ». Nous supposons donc que ces cellules n'avaient pas d'information dans SAP.

Le tableau ci-dessous donne des informations sur la base de données modifiée à ce stade en comparaison avec l'original.

Tableau 3.3 : Caractéristiques physiques de la base de données modifiée

<i>Caractéristiques</i>	Brut	Modifiée
<i>Ligne</i>	9 873	9 873
<i>Colonne</i>	98	78
<i>Nombre de cellules</i>	967 554	770 094
<i>Cellules non vides</i>	882 111	762 404
<i>Nombre de cellules vides</i>	85 443	7 690
<i>Cellules #N/A (not available)</i>	61 362	7

3.2.2.3 Informations manquantes

Malgré les modifications apportées à la base de données, des informations restent manquantes dans certaines cellules. Il n'est pas possible de supprimer la colonne dans laquelle les informations sont manquantes. Il faut donc trouver un moyen pour compléter les informations manquantes. En derniers recours, nous supprimerons les produits posant un problème en accord avec l'entreprise. Les colonnes suivantes manquent d'informations.

- Fournisseur. Dans la base de données, 3 546 produits n'ont pas de fournisseurs. Cette information est essentielle pour le reste du projet.
- Zone. La zone du fournisseur n'est pas renseignée pour 3 570 produits. Encore une fois, il est important d'avoir cette information.
- Prix Contrat en USD. Dans cette colonne, nous retrouvons 3 364 produits qui ont un prix égal à 0 \$. Il est impossible de faire des calculs de coût correct si nous n'avons pas le prix du produit.
- Prix unitaire moyen €. La situation est similaire pour cette colonne, 6 296 produits ont un prix moyen égal à 0 €. Cette colonne n'est peut-être pas nécessaire.

Il est donc important de compléter les informations manquantes dans la mesure du possible avant de passer à l'étape suivante (simulation). L'ajout des informations concernant la consommation et

le tri effectué dans la section 5.2 en fonction de cette donnée permettra de réduire le nombre d'informations manquantes. Il est donc plus simple de les compléter.

3.2.2.4 Modélisation de la demande

Pour avoir une base de données fonctionnelle permettant d'effectuer la simulation des différentes stratégies d'approvisionnement, les informations fournies par l'entreprise doivent être complétées. Dans la version brute de la base de données, il n'y a pas d'information sur les programmes ou les sites de production. Comme expliqué au chapitre 1, les sites de production ont des programmes de production dédiés ou partagés. Il est important de retrouver ces informations dans la base de données. Pour un produit donné, il faut savoir à quel programme il appartient si possible. Mais surtout, nous devons savoir où il est consommé et comment. L'entreprise a confirmé que les produits présents dans la base de données appartiennent à des programmes considérés matures. La notion de maturité d'un programme est importante. Un programme est considéré comme « mature » lorsque les quantités de références nécessaires pour l'exécuter sont prévisibles.

La représentation de la consommation est cruciale pour la suite du projet. Nous avons fait le choix de récupérer l'ensemble des transactions SAP en 2017 effectué entre l'entrepôt de Saint-Nazaire et l'ensemble des sites Stelia sur les produits de type « hardware and fastener ». Le site de Saint-Nazaire est chargé de commander pour tous les autres sites ces types de produits. Il est donc incontournable. En centrant nos recherches d'information sur les flux l'entourant, nous avons obtenu toutes les données de consommation nécessaires. Voici les étapes qui ont été suivies pour étudier les données récupérées.

- Extraire un fichier de transactions SAP par jour de l'année 2017.
- Regrouper les fichiers en un seul. (508 649 mouvements SAP dans l'année).
- Étudier les codes mouvements (transfert de stock, entrée en stock, sortie de stock, écart d'inventaire, etc.) pour conserver seulement ceux qui sont pertinents. À la fin de cette étape, il reste environ 84 % des mouvements.
- Étudier la correspondance entre les produits de la base de données originale et les produits ayant eu un mouvement en 2017. À la fin de cette étape, il reste environ 68 % des mouvements.

- Ajouter ou décrypter l'information concernant les sites de production ou les fournisseurs. Nous avons pour chaque mouvement défini s'il se fait entre Saint-Nazaire et un site de production ou bien entre Saint-Nazaire et un fournisseur.

À la fin de ces étapes, nous nous retrouvons avec un fichier Excel comportant toutes les transactions SAP pertinentes réalisées par la société sur l'année 2017 concernant les produits de types « hardware and fastener ». De plus, ce fichier a les lieux de réception de chacune des transactions. Il faut par la suite séparer la consommation par site de production.

Après la séparation, pour une référence donnée, il est possible d'avoir sa consommation par site de production. Cependant, il est peu utile d'utiliser la consommation telle quelle dans la simulation. Pour rendre nos modèles plus robustes et permettre de répéter les simulations pour chaque référence, il faut prendre en compte les variations possibles de la consommation. Nous avons donc cherché des lois de probabilité et leurs paramètres qui représentent le mieux possible la consommation. Pour ce faire, nous utilisons le test statistique de Kolmogorov-Smirnov. C'est un test d'hypothèse qui détermine si un échantillon suit bien une loi donnée connue par sa fonction de répartition continue. Ce test évalue la distance entre les valeurs de l'échantillon étudié en ordre croissant et la fonction de répartition. En fonction du « p value » obtenu, nous choisissons la loi à appliquer en donnant une priorité à la loi normale en cas d'égalité. Généralement, on utilise un test du Khi 2 de K. Pearson pour juger l'écart entre une distribution théorique et les observations. Mais ce test demande un grand nombre d'observations pour former des classes et le groupement des résultats entraîne la perte d'une partie de l'information. Le test de Kolmogorov-Smirnov n'est pas concerné par ces restrictions (D'Agostino (1986)).

Le logiciel *Xlstat* a été utilisé pour réaliser ce test sur l'ensemble des produits consommés auprès des sites de production. Le but est de trouver la loi qui correspond le plus à la consommation et non une correspondance parfaite entre la consommation et une loi. Pour la majorité des produits, la loi de Poisson a été sélectionnée. Cette loi est donc utilisée pour modéliser la consommation dans la simulation.

3.3 Modélisation et expérimentation

Après avoir analysé et complété les données fournies par l'entreprise. Il a fallu réaliser un modèle fidèle à la réalité puis l'implémenter dans un logiciel de simulation. Cet environnement de simulation permet d'expérimenter différentes opportunités d'amélioration.

3.3.1 Modélisation

Cette étape permet de vérifier notre compréhension du fonctionnement de Stelia et des acteurs de la chaîne d'approvisionnement. Pour modéliser ce système, il faut utiliser une représentation intuitive et facile à transposer dans un logiciel de simulation. Cette étude utilise la cartographie des processus à l'aide de logigrammes. C'est une méthode facile d'utilisation. Grâce à son aspect logique et sa structure, elle favorise la compréhension. Ces logigrammes sont déclinés sous deux niveaux de représentation. Un premier niveau décrit les relations entre les entités du réseau, tandis que le second niveau va plus en profondeur et détaille les processus internes de certains acteurs.

Ce modèle de base est par la suite implémenté dans le logiciel Anylogic. Lors de cette implémentation, plusieurs modèles de simulation ont été développés. Chaque modèle représente une stratégie d'approvisionnement et simule un produit à la fois sur une année civile. La construction des modèles de simulation a fait l'objet de plusieurs tests et validations pour garantir la conformité avec le modèle cartographié.

3.3.2 Expérimentation

La simulation à l'aide de logiciel est très efficace pour représenter des phénomènes réels. Elle permet de tester différentes options sans impact. En fonction de la complexité du modèle, on peut plus ou moins prendre en compte les détails de la réalité. La simulation consiste à remplacer un phénomène ou un système à étudier par un modèle plus simple, mais ayant un comportement analogue. Cette représentation du système réel permet d'évaluer son comportement sous certaines conditions variables et contrôlées dans le cadre des expériences.

Le système d'approvisionnement de Stelia est complexe et nécessite un outil adapté pour le simuler. Nous avons décidé de choisir le logiciel *Anylogic* pour répondre à ce besoin. Ce logiciel développé par « The AnyLogic Company » est un logiciel de référence dans le domaine de la simulation. Ce logiciel permet de combiner différentes méthodes de simulation. Dans *Anylogic*, il est possible d'utiliser plusieurs langages de modélisation visuelle : organigramme fonctionnel, diagrammes états transitions, diagramme fonctionnel et diagramme de flux et de stocks. *Anylogic* a été le premier outil à offrir la modélisation par simulation multiméthode.

Nous utilisons la simulation multiméthode pour représenter les stratégies d'approvisionnement. Cela permet de combiner harmonieusement différentes méthodes de modélisation et de simulation afin de compenser les défauts des approches individuelles. La combinaison de plusieurs méthodes

permet d'obtenir des modèles efficaces et contrôlables. La consommation des produits et leurs déplacements sont représentés par des outils propres à la simulation par événements discrets. Nous nous servons de l'approche à base d'agents pour définir le comportement des différentes entités du système (fournisseurs, sites de production).

3.4 Analyse des résultats

L'analyse des résultats est réalisée en deux phases. Dans un premier temps, une analyse descriptive est réalisée. Cette analyse compare les stratégies les unes avec les autres sur des critères différents. Le but étant de voir si une stratégie est meilleure qu'une autre ou s'il y a des combinaisons de stratégies meilleures que d'autres. L'analyse descriptive peut aider l'entreprise à comprendre ce qu'elle fait actuellement et entrevoir des pistes d'amélioration. Dans un second temps, cette étude donne une analyse prédictive basée sur les résultats de la simulation. Cette analyse vise à rechercher des règles pouvant faciliter la mise en place de nouvelles stratégies dans l'entreprise. Des arbres de décision sont réalisés à l'aide de l'algorithme C4.5 discuté dans la revue de littérature. La préparation des données est faite grâce au logiciel *XLSTAT* et la programmation de l'algorithme est faite dans le langage « R » avec la librairie *Weka*.

3.5 Conclusion

La méthodologie permet de comprendre le raisonnement entrepris pour atteindre les objectifs du mémoire. Nous avons notamment expliqué comment la simulation et l'analyse de données peuvent être combinées pour identifier des règles de sélection de stratégies d'approvisionnement. Le chapitre suivant explique de manière précise les étapes de modélisation et d'implémentation du modèle dans le logiciel.

CHAPITRE 4 MODÉLISATION ET IMPLÉMENTATION

4.1 Introduction

Ce chapitre décrit la démarche suivie pour obtenir ultimement un modèle de simulation de la situation actuelle de l'entreprise. Ce modèle décrit les interactions entre les acteurs du réseau d'approvisionnement de l'entreprise. C'est à partir de ce modèle que l'implémentation est faite dans le logiciel de simulation *Anylogic*. Les étapes de cette implémentation sont aussi détaillées dans ce chapitre.

4.2 Modèle général

Comme expliqué plus tôt dans ce mémoire, Stelia centralise ses commandes sur les produits étudiés. Le site de Saint-Nazaire est à la fois un site de production, mais aussi un site de stockage. Le schéma suivant représente de manière simpliste la stratégie actuelle de l'entreprise.

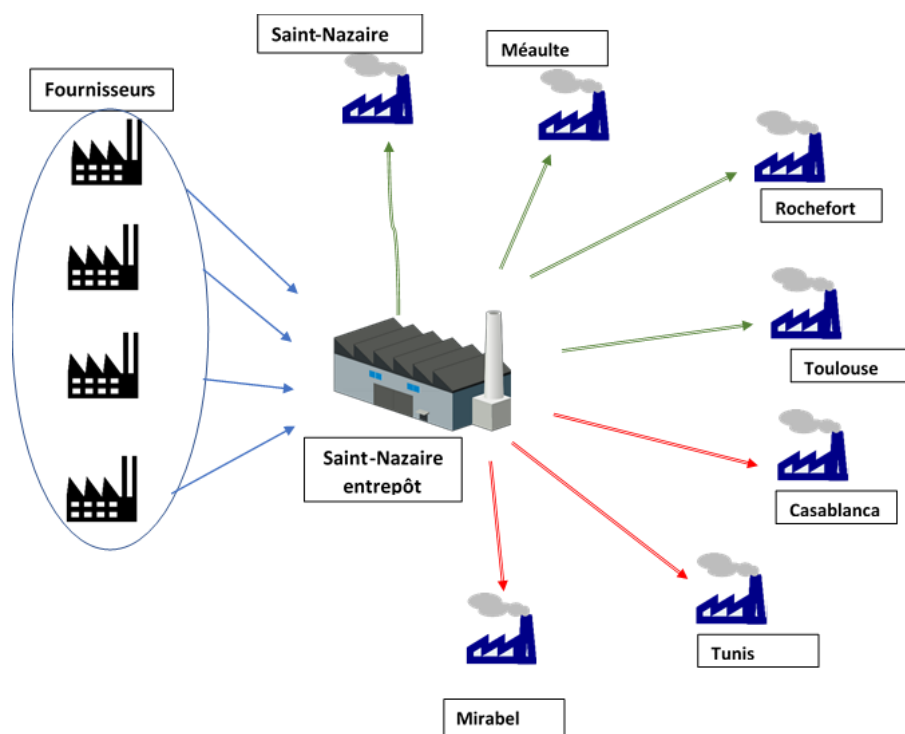


Figure 4.1 : Stratégie actuelle de Stelia

Sur le schéma, les flèches représentent des flux de matières. Entre l'entrepôt de Saint-Nazaire et les fournisseurs, les flux de matières sont conditionnés par la stratégie d'approvisionnement. Entre ses sites de production, Stelia adopte une approche différente. L'entreprise fonctionne par un système semblable à une méthode par Kanban. Le statut juridique de ces sites permet à Stelia

d'effectuer de simple transfert de magasin. Dans un premier temps, pour comprendre le fonctionnement de l'entreprise et faire valider la compréhension nous avons fait une cartographie de type logigramme. Cela permet, dans un premier niveau, de représenter schématiquement les relations entre les différentes entités du système d'approvisionnement de Stelia. Dans un deuxième niveau, nous avons détaillé les activités internes des agents qui sont simulés. Cette représentation est importante, car elle sert de base à la simulation. Toutes les fonctions programmées dans *Anylogic* servent à respecter les relations entre les acteurs telles qu'elles sont décrites dans le logigramme. La figure ci-dessous est un extrait du logigramme de premier niveau. L'ensemble des logigrammes est en annexe.

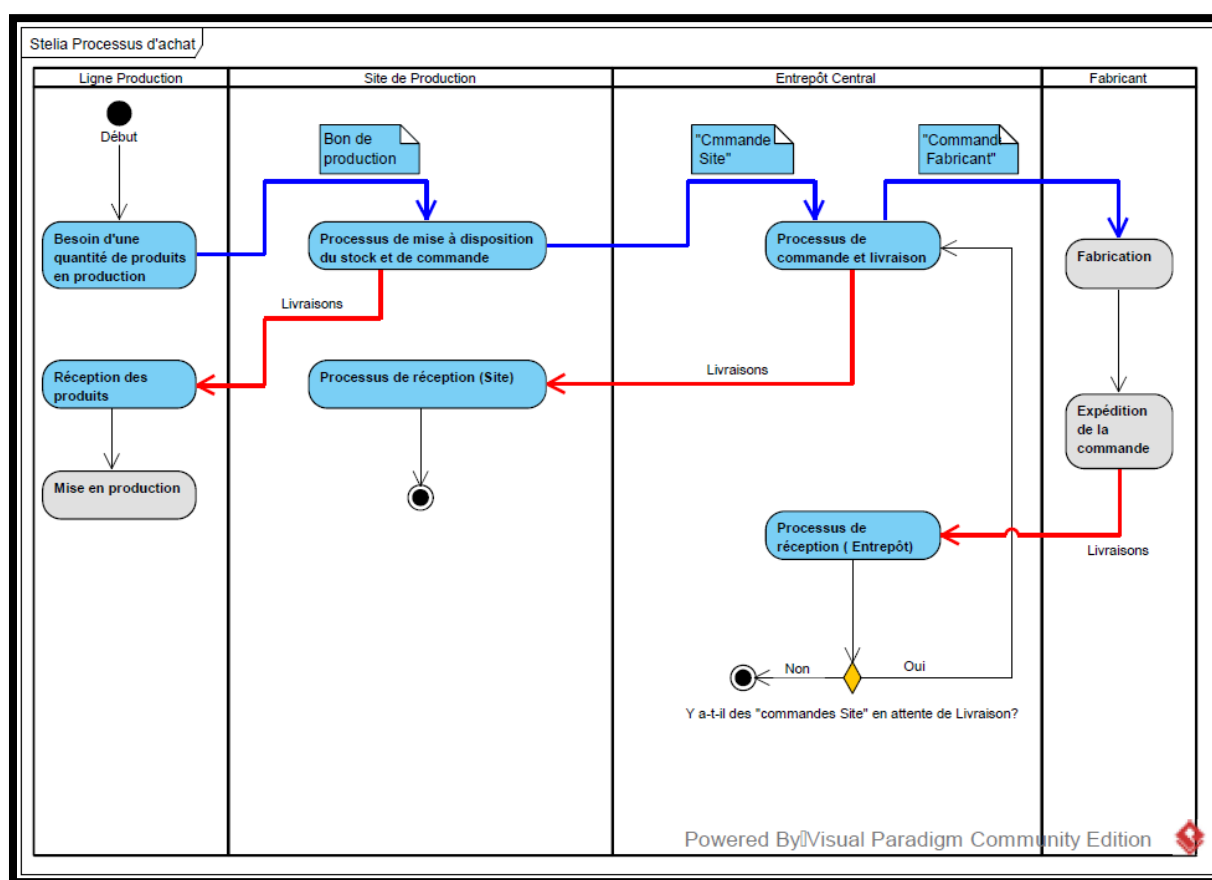


Figure 4.2 : Logigramme des activités d'achat (niveau 1)

On peut voir que chaque colonne représente un acteur du modèle. Les flèches bleues symbolisent des échanges d'information entre les agents, tandis que les rouges sont des déplacements d'unité de gestion des stocks (ou UGS/SKU). Les carrés bleus avec les labels « Bon de production », « Commande Site » ou « Commande Fabricant », représentent des documents qui sont échangés

entre les entités durant la simulation pour pouvoir faire circuler et enregistrer les informations nécessaires au fonctionnement du modèle. Les losanges jaunes sont des décisions. Enfin, les « rectangles à coins arrondis » sont des activités. L'ensemble de ces activités n'est pas forcément programmé en détail dans la simulation. Celles qui sont grisées ne sont pas détaillées, car le processus est externe à l'entreprise ou pas pertinent dans l'atteinte de notre objectif.

Le second niveau du logigramme permet de décrire le fonctionnement des activités du premier niveau. Ce niveau de détail se rapproche des fonctions qui sont programmées dans la simulation. Les mêmes codes ont été utilisés pour dessiner ce niveau. Pour les activités qui nécessitent une information ou envoyant une information, un rectangle avec le nom du document comportant l'information a été ajouté à côté. Comme on peut le voir sur la figure ci-dessous.

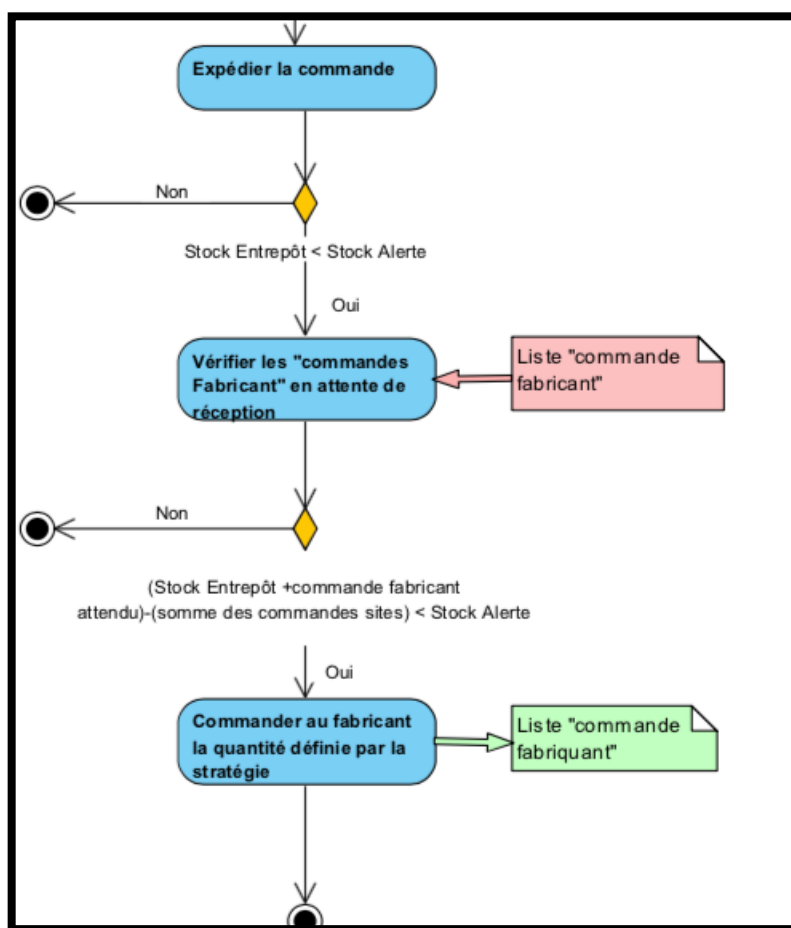


Figure 4.3 : Exemple de logigramme des activités d'achat (niveau 2)

Nous ne cherchons pas ici à modéliser l'ensemble des stratégies d'approvisionnement avec leurs spécifications. Nous définissons ici uniquement la logique générale du fonctionnement de l'organisation. Cette logique est dans les grandes lignes la même pour toutes les stratégies simulées.

Cette étape terminée, nous avons une vision générale du fonctionnement de l'entreprise et une vision procédurale des relations entre les acteurs. Il reste donc à assembler ces deux visions pour créer un modèle de simulation dans *Anylogic*.

4.3 Stratégies simulées

Une stratégie d'approvisionnement représente un ensemble de processus mis en œuvre par un point de consommation pour obtenir le bien consommé. Certains facteurs sont liés d'une part à l'entreprise, d'autre part à son réseau d'approvisionnement, comme le niveau de service des fournisseurs, leur localisation ou la qualité de leurs produits. Le projet a pour but de déterminer parmi tous ces facteurs, lesquels influencent réellement le choix d'une stratégie par rapport à une autre. Cette partie définit la vision d'une stratégie d'approvisionnement dans ce projet et les éléments qui la caractérisent.

Dans notre cas, les points de consommation sont les centres de production de l'entreprise qui sont situés à différents endroits dans le monde. Dans ce projet, nous nous concentrerons sur des stratégies à un ou deux fournisseurs. Le but n'étant pas de sélectionner les fournisseurs, mais de définir la stratégie autour des fournisseurs de l'entreprise. La base de données de l'entreprise donne les fournisseurs de chaque produit. Une stratégie d'approvisionnement définit le moment de passation de la commande et les quantités à commander. Les stratégies sont évaluées en fonction de leur capacité à assumer la consommation (taux de service), mais aussi en fonction de leurs coûts. Le coût d'une stratégie comprend le coût de passation de commande, le coût d'achat, le coût de transport, et le coût des stocks. Une stratégie d'approvisionnement est spécifique à un produit. L'analyse des stratégies ne peut se faire que dans ce contexte précis. Bien qu'existantes, nous ne considérons pas l'influence possible de la consolidation des commandes chez un même fournisseur. Chaque produit est simulé de manière individuelle. Cette hypothèse simplificatrice est justifiée, car les produits concernés dans cette étude sont généralement de faibles volumes et le transport des pièces entre l'entrepôt central et les points de consommation sont faits par camions ou vols réguliers. Les opportunités de consolidation sont donc négligeables. Dans cette partie, nous allons

évoquer les particularités de chacune des stratégies simulées. Mais avant, nous apportons quelques précisions sur le fonctionnement du modèle en général.

4.3.1 Calcul du point de commande des sites de production

Les sites de production ont une gestion de leurs stocks similaire à une gestion par Kanban à trois étiquettes. Chaque étiquette correspond à un bac de produits. À la réception de deux étiquettes, l'entrepôt livre au site de production deux bacs de produits. Le site a toujours un bac pour subvenir aux besoins durant le délai de livraison. Le dimensionnement du bac de produits est donc important. Il correspond à la moitié du point de commande. Pour le définir, il faut faire attention à la variation de la consommation durant le délai de livraison. La consommation étant définie par une loi de poisson et sachant que pour une loi de poisson l'espérance est égale à la variance, il suffit de calculer la probabilité cumulée pour un jour que le nombre de produits consommés « x », soit supérieur à « k » (paramètre de la loi poisson). Ensuite, nous cherchons le plus petit x ayant une probabilité supérieure à un seuil fixé en fonction du délai de livraison. Par exemple, pour les articles allant à Méaulte le seuil est de 99 %, car le délai de livraison maximal est de deux jours. Pour Mirabel, nous prendrons un seuil de 95 % avec un délai de livraison de vingt jours. Ces pourcentages ont été définis par expérimentation lors de la création du modèle. Cette valeur de « x » est utilisée pour calculer le point de commande en la multipliant par le délai de livraison. Le dimensionnement de ce point de commande est important, car nous ne voulons pas que les stratégies soient impactées par des pénuries d'articles dues au transport entre l'entrepôt et le site de production.

4.3.2 Calcul du coût de la stratégie

Pour calculer le coût de la stratégie, nous comptabilisons pour chaque site les produits en retard pour la production. Un coût de pénalité moyen estimé par l'entreprise à 5 000 \$ est ajouté au coût de la stratégie pour chaque produit en retard. Toujours pour chacun des sites de production, nous avons un coût de gestion des stocks qui est égal à 20 % (estimé par l'entreprise) de la valeur moyenne du stock durant la période d'étude. Au niveau de l'entrepôt central, nous avons :

- un coût de passation de commande égal à 50 \$ par commande passée auprès du fournisseur;
- le coût d'achat des articles;
- un coût de transport fixe égal à 100 \$ par commande;

- un coût de gestion des stocks ou un coût de possession du stock qui est égal à 20 % de la valeur moyenne du stock durant la période d'étude.

Le coût total de la stratégie pour un article est formé de l'ensemble des coûts attribués aux sites de production en ajoutant ceux de l'entrepôt.

4.3.3 Entrées et sorties du modèle

Pour faire fonctionner le modèle de simulation, il faut lui fournir des informations en entrées puis définir les informations en sorties qui permettront d'analyser les résultats de la simulation. Les données d'entrée sont celles de la base de données de simulation. Chaque donnée est utilisée à un endroit précis dans l'environnement de simulation. Les données de sorties sont les indicateurs de performance du modèle. La figure ci-dessous récapitule les données d'entrées et de sorties du modèle.

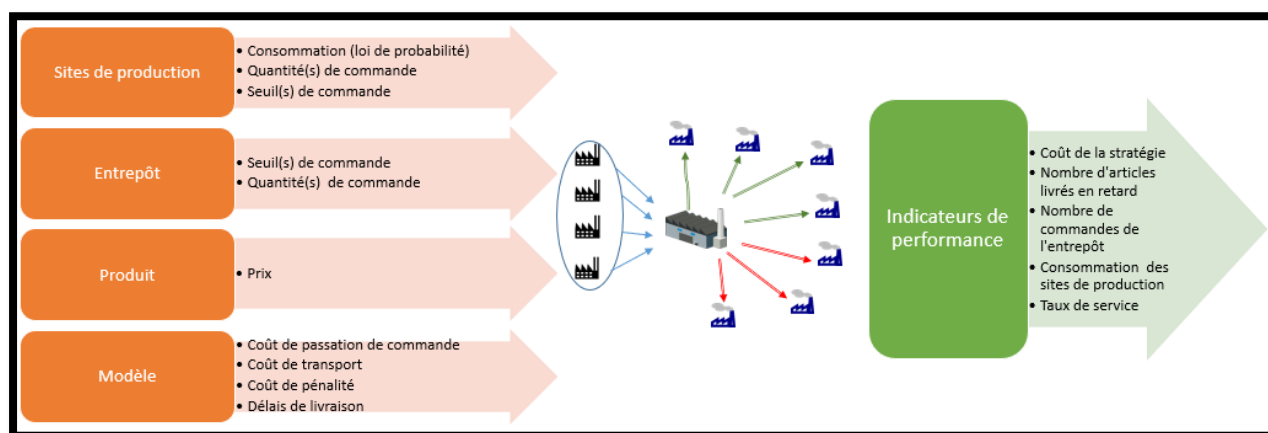


Figure 4.4 : Entrées et sorties du modèle de simulation

4.3.4 Stratégie 1 : Approvisionnement à date variable et quantité fixe paramétrée par Stelia

Cette stratégie est de type « approvisionnement à date variable et quantité fixe ». Le calcul des quantités est ici basé sur les règles de paramétrage d'approvisionnement des pièces standards de l'entreprise. En fonction de la classification « ABC » du produit, Stelia paramètre un point de commande et une quantité de commande qui sont des multiples de la consommation moyenne par jour. Par exemple, un produit de la classe « C » a un point de commande égal à la consommation moyenne journalière multipliée par le délai de livraison ajoutant deux mois de consommation moyenne mensuel. Nous considérons cette approche comme la stratégie de base. Pour cette

stratégie, nous avons utilisé la classification « ABC » fournie par Stelia dans la base de données brute. Puis nous avons appliqué les règles de paramétrage sur la consommation de l'année 2017.

4.3.5 Stratégie 2 : Approvisionnement à date variable et quantité fixe avec la formule de Wilson

Cette stratégie est parfois connue dans la littérature comme la « méthode du point de commande ». Au niveau de l'entrepôt centralisant les commandes à Saint Nazaire, on définit pour un produit un niveau de stock minimum. Ce stock doit couvrir la consommation durant le délai de livraison (délai allant de la date de déclenchement de commande à la date de livraison). Le stock minimum est défini par un calcul simple. Il est égal à la quantité moyenne consommée par jour, multiplié par le délai moyen de livraison en jour. Le stock minimum déclenche la commande en quantité fixe (Quantité économique de commande).

La quantité économique de commande ou EOQ (Economic Order Quantity), est une quantité fixe et invariable d'un article que le gestionnaire des stocks demande à chaque émission de besoin. Cette quantité peut être obtenue grâce à la formule appelée « formule de Wilson ». Dans la mesure où les produits étudiés ici sont des produits *standards* dont les prix unitaires sont du même ordre de grandeur que les coûts de passation de commande donnés par l'entreprise, et que, de plus, il n'y a pas d'escompte de volume, les hypothèses du calcul de cette quantité sont généralement valides (ce n'est cependant pas toujours le cas).

Cette formule permet ainsi de passer un minimum de commandes pour un produit et d'obtenir le coût de stockage minimal. Le modèle classique EOQ a plusieurs autres hypothèses. On suppose que l'horizon du processus est infini et que tous les paramètres restent les mêmes au fil du temps.

Ensuite, la solution au problème classique EOQ est $EOQ(\infty) = Q = \sqrt{\frac{2NL}{ct}}$ où les paramètres L, N, c et t sont respectivement le coût fixe du réapprovisionnement en \$ / ordre; demande annuelle (constante) en unités / année; coût unitaire en \$ par unité et frais financiers en unité par année (Lev (2013)).

4.3.6 Stratégie 3 : Approvisionnement à date variable et quantité fixe avec un stock de sécurité.

Silver et Pyke (2013) expliquent que lorsqu'il y a une incertitude au niveau de la demande et/ou de l'offre, et que le temps de réponse requis par le client est inférieur au temps nécessaire pour acquérir ou produire les biens demandés, il est nécessaire d'avoir un stock supplémentaire en main pour assurer un niveau adéquat du service au client, qu'il soit interne à l'organisation ou pas. Pour cette stratégie, nous reprenons les valeurs du point de commande et de la quantité de commandes de la stratégie 2. Cependant, nous ajoutons à la valeur du point de commande une quantité de produits pour absorber les variations de la consommation. Cette valeur appelée « stock de sécurité » doit permettre de réduire le nombre de pénuries.

De manière classique, pour calculer le stock de sécurité, deux types de variations sont à considérer. La variation de la consommation et la variation du délai de livraison. Pour calculer le stock de sécurité, nous avons considéré le pire scénario du délai de livraison, mais nous ne considérerons pas la variation de la consommation individuelle de chaque site de consommation, car la variation de la consommation doit être déduite de la variation de la consommation de l'ensemble des sites de production consommant l'article. Si nous considérons la valeur maximale de cette consommation sur un long délai, nous prenons le risque de surdimensionner le stock de sécurité. Sachant que nos délais de livraison suivent une loi normale avec un écart-type de 2 jours, il était plus judicieux de considérer seulement cette variabilité. En prenant 3 écarts-types, nous considérons plus de 99 % de la variabilité. Le stock de sécurité est donc dans notre cas égal à : $(2 \times 3) \times (\text{consommation moyenne par jour})$. Après expérimentation, cette approximation du stock de sécurité a donné des résultats satisfaisants.

4.3.7 Stratégie 4 : Approvisionnement à date variable et quantité fixe avec une optimisation du point de commande et de la quantité commandée.

Cette stratégie est similaire à la stratégie 3. La différence se situe au niveau de la définition des paramètres de contrôle des commandes (point de commande et quantité commandée). Pour cela, une série d'expériences permettant de trouver la combinaison idéale de l'ensemble de ces paramètres a été réalisée. Cette stratégie est donc une « méthode du point de commande ». On définit pour un produit un point de commande. Ce niveau de stock est ensuite optimisé via une recherche locale. Plus précisément, nous avons fait varier cette valeur dans un intervalle de plus ou moins 50 % de la valeur initiale. Cette fonction de recherche dans un voisinage est réalisée

automatiquement dans la plateforme *Anylogic* à l'aide d'une métaheuristique. Elle considère de plus la robustesse des solutions obtenues en réalisant plusieurs répétitions des simulations pour chaque valeur testée. Le raisonnement identique est effectué avec la quantité fixe commandée en se basant sur la valeur obtenue par la formule de Wilson.

Comme nous l'avons expliqué dans la méthodologie de simulation. Nous utilisons les bibliothèques *Java* de l'entreprise *Opttek* pour optimiser le modèle. Nous cherchons ici à minimiser le coût de la stratégie.

4.3.8 Stratégie 5 (a, b, c) : Approvisionnement à double source avec un déclenchement des commandes par point de commande (optimisation)

Disposer d'une source locale et d'une source dans un pays à bas coûts permet de maximiser les gains tout en conservant la réactivité et la sécurité d'une chaîne logistique. Les risques de ruptures d'approvisionnements sont nombreux (ex., catastrophes naturelles, faillites, crises géopolitiques, compétition à l'achat). L'approvisionnement à double source est une stratégie très utilisée actuellement dans le monde de l'industrie. Il est donc pertinent de considérer cette stratégie. Pour cette méthode, il est difficile de définir une règle commune à l'ensemble des articles. Beaucoup de paramètres rentrent en compte dans la définition de la stratégie optimale dans une méthode à double source. La différence de délai de livraison, le coût de la pénurie, le coût de stockage, la différence de prix à l'achat ou bien le niveau de service voulu par l'entreprise sont autant de facteurs qui influencent le choix de la répartition des commandes entre les deux sources d'approvisionnement.

Cette stratégie a prouvé son efficacité dans certains contextes. Cependant, dans d'autres cas, elle est inutile, notamment lorsque la différence entre les prix d'achat des deux sources est trop élevée. Il s'agit donc de trouver le bon équilibre au niveau de l'allocation des commandes aux deux sources. La figure ci-dessous issue de l'étude de Veeraraghavan et Scheller-Wolf (2008) montre l'effet du pourcentage de commandes alloué au fournisseur régulier sur le coût total de la stratégie dans le cas précis de l'étude. On remarque que plus on privilégie un fournisseur régulier, plus les coûts d'entreposage augmentent et les coûts d'achats diminuent. Dans leur cas, l'optimal se situe autour d'une répartition de 50 % sur les deux sources d'approvisionnement.

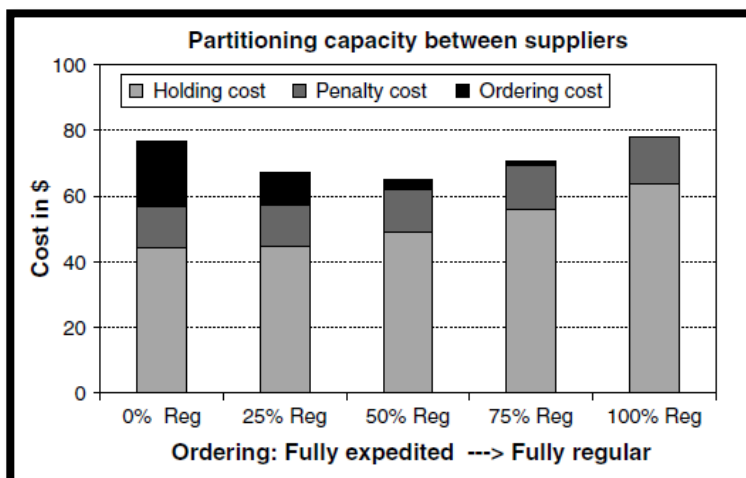


Figure 4.5 : Répartition des commandes entre les fournisseurs (Veeraraghavan et Scheller-Wolf (2008)) page 863

Pour ce projet, nous avons opté pour les fonctions d'optimisation utilisées pour la stratégie précédente, pour obtenir un coût optimal lors de la simulation de cette méthode. Pour cela, on définit pour chaque produit un intervalle pour le niveau de stock minimum (stock de sécurité) de commandes aux deux fournisseurs. On optimise ce stock via une recherche locale à l'intérieur de l'intervalle. Le raisonnement est similaire comme pour la quantité fixe commandée. Autrement dit, nous cherchons la valeur optimale de ces paramètres dans le voisinage de leurs valeurs obtenues dans la deuxième stratégie. Le stock minimum déclenche la commande en quantité fixe. Un deuxième niveau de stock est défini comme « stock d'alerte ». Autrement dit, à l'atteinte de ce niveau, une commande est envoyée au fournisseur local pour éviter les pénuries de stock. Ce niveau de ce stock est égal à la consommation durant le délai de livraison. La quantité commandée et le niveau de ce stock sont donc des variables optimisées.

Pour le stock minimum, nous avons repris la valeur obtenue dans la stratégie 1 et nous faisons varier cette valeur dans un intervalle de plus ou moins 50 %. Le raisonnement identique est utilisé avec la quantité fixe commandée en se basant sur la valeur obtenue par la formule de Wilson. Le stock d'alerte initial est égal à la consommation durant le délai de livraison. Lors de l'optimisation, cette valeur est optimisée en la faisant varier du simple au double.

Le graphique ci-dessous est un exemple de l'évolution du stock dans ce type de stratégie.

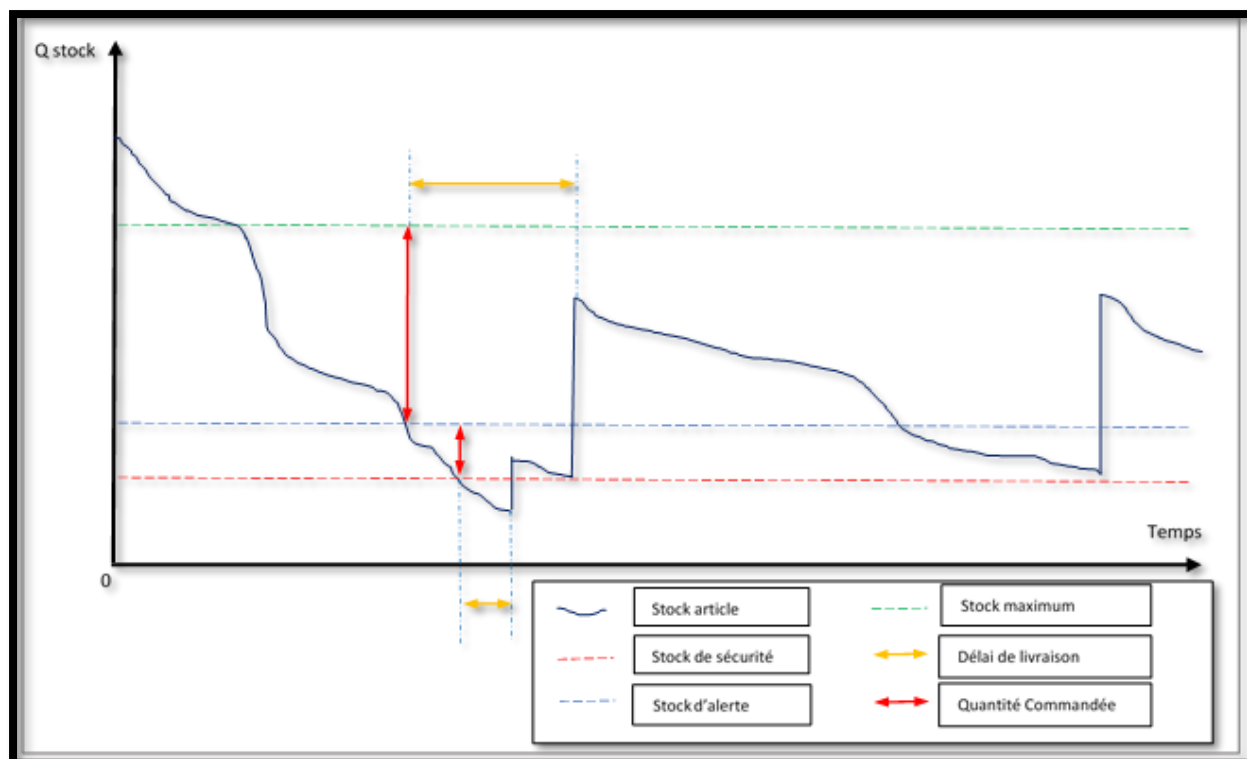


Figure 4.6 : Graphique illustrant la stratégie double

Pour modéliser cette stratégie, plusieurs données ont dû être estimées. Ces informations ne sont pas issues de valeurs réelles. En accord avec Stelia, nous avons estimé des valeurs réalistes de ces paramètres. Actuellement, l'entreprise privilégie les sources d'approvisionnement dans les pays étrangers moins chers. Les informations sur une source locale possible sont ainsi manquantes. De plus, nous avons estimé un délai de livraison à une journée pour les sources locales. Cela est réaliste dans la mesure où il s'agit de produits standards. Quant au prix d'achat de l'article, nous pensons qu'il est intéressant d'étudier l'impact du prix sur l'attribution des commandes. Nous avons pris la décision de simuler cette stratégie trois fois. Dans un premier temps, nous prenons une augmentation de 100 % par rapport aux prix de la source à bas prix (Stratégie 5a). Puis nous avons utilisé une augmentation de 200 % et 300 % (Stratégie 5b et Stratégie 5c respectivement).

4.3.9 Stratégie 6 : Approvisionnement sans entrepôt de centralisation des commandes

Dans cette stratégie, nous avons supprimé l'entrepôt de centralisation des commandes de Saint-Nazaire. Chaque site de production s'approvisionne directement chez les fournisseurs. Pour les déclenchements des commandes, nous gardons une stratégie par point de commande avec une

quantité économique de commandes calculée par la formule de Wilson. Nous appliquons les principes de la deuxième stratégie à chaque site de production individuellement.

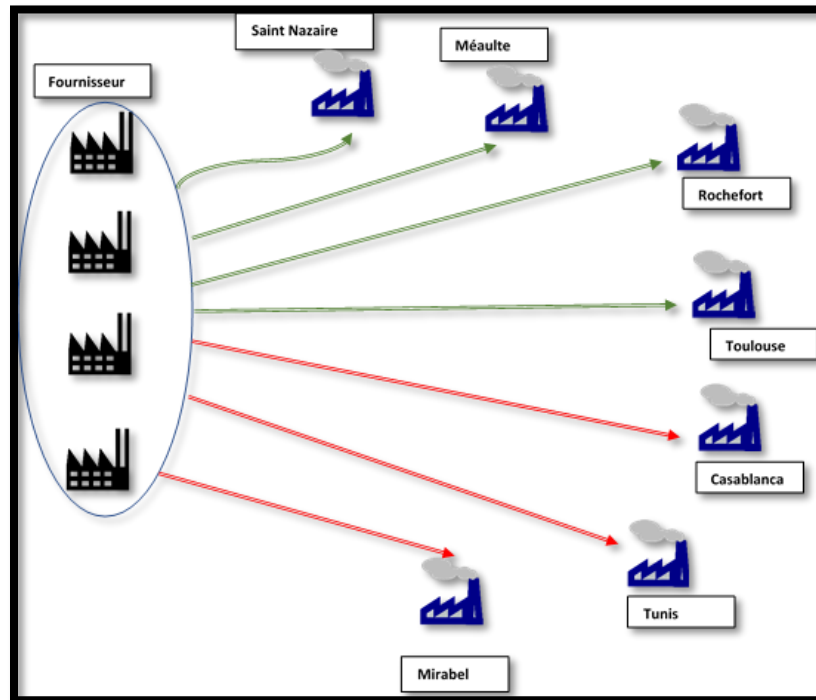


Figure 4.7 : Modèle sans entrepôt de centralisation

4.4 Implémentation et vérification du modèle

Tel qu'expliqué précédemment, *Anylogic* offre plusieurs options pour représenter un modèle. Nous avons choisi une modélisation à base d'agents avec l'utilisation d'outils spécifiques à la simulation à événements discrets. Cette méthode offre beaucoup d'options de modélisation ce qui simplifie l'implémentation du modèle et facilitera son amélioration dans des projets futurs. À l'aide de la cartographie, nous sommes passés par différentes étapes pour obtenir un modèle de simulation viable. La première étape est la création des agents puis la programmation du comportement individuel de l'agent. Ensuite, nous avons fait la programmation des relations entre les agents, la création d'une représentation visuelle animée, et enfin nous avons pu programmer une « Expérience de simulation ». Nous décrivons ici la méthodologie de modélisation propre au projet avec *Stelia*. Nous nous intéressons ainsi seulement aux stratégies d'approvisionnement de l'entrepôt central de Saint-Nazaire sur une année de production.

4.4.1 Création des agents

Après avoir paramétré l'environnement de simulation, il faut créer les agents de notre modèle. L'agent est un élément central, car son interaction avec son environnement anime la simulation. Chaque entité du système d'approvisionnement de Stelia est modélisée par un agent. Dans notre cas, nous avons créé des types d'agents. Un type d'agents peut être vu comme un acteur spécifique du système. Chaque agent membre d'un même type partage une base commune. Par exemple, les sites de production sont modélisés par un agent de type « Site ». Ils partagent la même logique de gestion de leurs stocks ou de commandes auprès de l'entrepôt central. Ce type d'agents peut être considéré comme les agents principaux de notre modèle. Il y a un autre type d'agents secondaires qui n'impactent pas la fonctionnalité du modèle (ils n'ont qu'un rôle visuel).

L'agent « Fabricant » représente le fournisseur de l'article étudié. Il est chargé de traiter les commandes venant de l'entrepôt et de les expédier en respectant les délais de livraison imposés. Pour certaines stratégies, il peut y avoir plusieurs « Fabricants ». La différence se situe au niveau du prix de l'article, du délai de livraison et du coût de transport. Durant la simulation, nous avons considéré que cet agent ne peut pas avoir de pénurie. Son stock est donc infini.

Ensuite, l'agent « Entrepôt » est l'agent central de l'étude. Il reçoit les commandes de tous les sites de production du système. Il traite les commandes par ordre de priorité d'arrivée. Il regroupe les commandes allant à un même site seulement si cela ne pénalise pas les autres. Il évalue en permanence son stock et la liste des commandes à livrer pour pouvoir faire son choix. Il lui faut deux heures pour préparer une commande puis, une fois livré, il expédie les produits au site final de consommation. Il a aussi la responsabilité d'appliquer la stratégie d'approvisionnement testée. Il passe une commande au fournisseur lorsque son stock a atteint le seuil défini dans la stratégie. Cet agent a en entrée des paramètres propres à l'article en cours de simulation. Il y a la quantité de commandes et le stock d'alerte. La quantité de commandes est un nombre d'UGS qui sera réapprovisionné à chaque commande chez le fournisseur. Le stock d'alerte (« point de commande ») est un seuil de produits en stock. Lorsque ce seuil est atteint, il envoie une commande pour réapprovisionner le stock. Au début de la simulation, l'entrepôt commence toujours avec un stock de départ estimé à $1.5 * \text{le stock d'alerte}$. Cette valeur a été déterminée après expérimentation des stratégies sur de nombreux articles. Le but étant de ne pas créer de ruptures de stock au commencement de la simulation tout en évitant d'avoir un stock trop conséquent qui couvrirait une grande partie de la période d'étude (1 an).

L'agent « Site » correspond au site de production, soit le lieu où est consommé le produit. La ligne de production n'est pas directement modélisée. Elle est intégrée implicitement dans l'agent. Selon l'article simulé, une demande journalière de produit à consommer est générée dans le site. En fonction du stock disponible, l'agent répond partiellement ou en totalité à cette demande. Cet agent a aussi une quantité de commandes et un stock d'alerte propre à l'article simulé. Il passe donc des commandes à l'agent « entrepôt », voire au fabricant directement en fonction de la stratégie. Le site comptabilise tous les produits non livrés en production et tous les produits servis à temps.

Au début de la simulation, l'agent « Site » commence aussi avec un stock de départ estimé à $1.5 * \text{le stock d'alerte}$. Avec la même logique que celle développée dans l'agent « Entrepôt ». Cependant, le stock d'alerte ne dépend pas ici de la stratégie. Il a été déterminé en fonction de la consommation journalière et du délai de livraison entre l'entrepôt et le site. Nous avons pris la consommation maximale par jour multipliée par le délai maximal de livraison pour obtenir le stock d'alerte. Le but est de ne pas créer de retard en production à cause des aléas du transport, car cela biaiserait l'analyse de la stratégie de l'entrepôt. Nous avons donc dimensionné les stocks d'alerte en conséquence.

4.4.2 Programmation du comportement individuel de l'agent

Dans *Anylogic*, beaucoup d'éléments sont disponibles pour programmer le comportement de l'agent. En fonction de son aisance dans la modélisation, le programmeur peut choisir différentes options pour se rapprocher de la réalité. Nous avons donc utilisé plusieurs outils. Par exemple, la figure ci-dessous montre l'espace de développement interne à l'agent de type « Entrepôt ». Pour calculer le coût inhérent à l'agent, nous avons utilisé une fonction. Les fonctions programmées en *Java* sont des lignes de code décrivant des instructions que l'agent doit réaliser dans un cadre précis. Les diagrammes d'état ont permis d'effectuer des actions selon l'état de l'agent. Ce sont les éléments les plus puissants pour représenter le comportement d'un agent. Ils combinent la programmation en *Java*, mais aussi l'aspect procédural, tout en facilitant les échanges avec les changements d'état de l'environnement. Dans la même figure, on peut voir un diagramme d'état appelé « Gestion des commandes ». Ce diagramme est interne à l'agent « Entrepôt ». Il gère toutes les commandes reçues par l'entrepôt. Il prépare et rassemble les commandes d'un même site tout en étant restreint par le stock disponible, puis les expédie à leurs destinations. On trouve un espace appelé « Process Modeling », il est composé d'éléments propres à la modélisation à événements

discrets. La modélisation discrète a été utilisée pour modéliser la gestion physique du stock de toutes les entités.

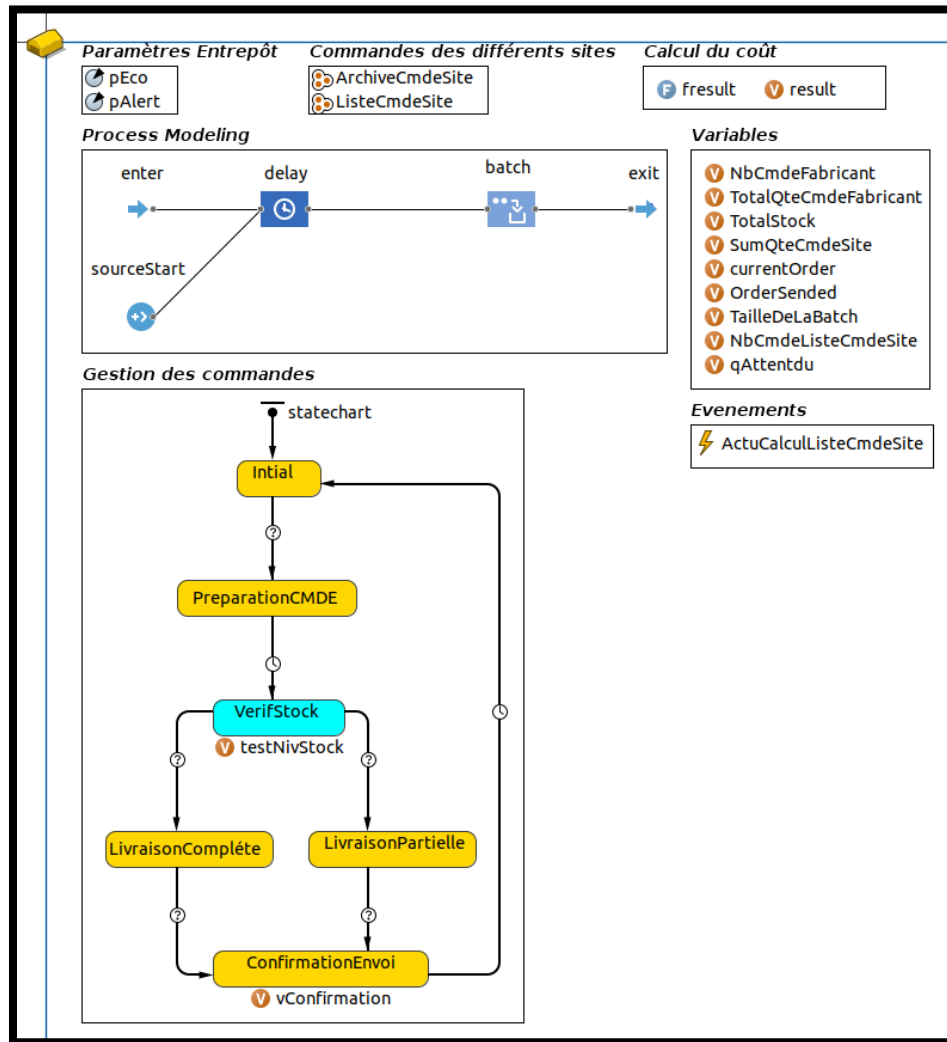


Figure 4.8 : Espace de modélisation de l'agent « Entrepôt »

4.4.3 Création d'une représentation visuelle animée

Après avoir programmé les agents, il faut créer une interface commune permettant de les lier entre eux et de les animer. Un espace de développement appelé « main » est programmé. Il contient, en plus des éléments supportant la représentation visuelle, toute la programmation permettant d'initialiser les paramètres du modèle à partir d'un fichier *Excel*. C'est ici que toutes les entrées (Input) du modèle sont intégrées. Nous avons créé des agents chargés du déplacement physique de produits. Tous les déplacements animés des produits sont programmés et contrôlés grâce à des

éléments de modélisation à événements discrets de type « Process Modeling ». Cette interface « main » est présentée à l'annexe F. L'aspect visuel est très important pour la phase de conception du modèle dans *Anylogic*. Il permet d'étudier le comportement des agents dans des situations particulières créées par le programmeur. Par exemple, il est possible de créer volontairement une situation de pénurie à l'entrepôt central et de regarder le comportement de l'ensemble du système dans cette situation. Cela est très utile pour contrôler le bon fonctionnement du modèle de simulation.

4.4.4 Programmation d'une « Expérience de simulation »

Finally, once programmed, the model can be used to simulate the activities of provisioning a large sample of products of the company. For this, we need what *Anylogic* calls a « Simulation Experience ». This is an environment that uses the « main » interface and all the programmed agents, and performs the simulation of an article of the company over a given period. At the end of this simulation, it can export the results to an *Excel* file. *Anylogic* offers simulation experiences parametrizable for our case, but only to simulate one article at a time. We want to simulate more than 3 000 articles. It is therefore necessary to program in a space called « customExperiment » a personalized simulation experience. The programming is done once in *Java*. For programming simulation experiences for strategies involving optimization, we used the *Java* libraries of the company *Opttek* through their program *OptQuest*.

4.4.5 Vérification du modèle

Previously, we explained the importance of the activity logigram of the company. This logigram has been controlled and validated by Stelia, which allows us to have certainties about the understanding of the functioning of the organization. It is also necessary to ensure that the simulation model is in line with the validated processes of the company. In parallel with the programming in *Anylogic*, it is necessary to guarantee the good functioning of the programmed elements. For this, we have developed a systematic control method for each simulated strategy. In a control file, we have defined for each process the important points to control. For each of these points, we have provided an explanation and the control conditions. All these points must be validated, before launching the simulations on the whole of the

base de données d'étude. Le tableau ci-dessous montre la forme du fichier de contrôle. Cette démarche a été effectuée systématiquement pour chaque stratégie simulée dans *Anylogic*.

Tableau 4.1 Exemple du tableau de validation des stratégies

Validation du modèle de la Stratégie 1					
Agent	Processus/Fonctionnement	Point contrôlé	Résultat	Explication du point	Condition de test ou de vérification
Ligne de production	Besoin d'une quantité de produits en production	Création de la demande	OK	Variation de la consommation selon la loi de probabilité	Simulation pas-à-pas
	Réception des produits	Actualisation du stock après réception en production	OK	Vérifier la variation du stock site après la consommation des produits	Simulation pas-à-pas
Site de production	Processus de mise à disposition du Stock et de commande	Fonctionnement de la variable « qAttente »	OK	Vérifier si la quantité attendue est exacte (addition des commandes en attente)	Simulation pas-à-pas
		Fonctionnement de la variable « retardArticle »	OK	Vérifier la mise à jour de la variable en fonctions des états de la simulation	Créer une situation de pénurie dans un site et simuler pas à pas
		Priorité aux commandes non fournies	OK	Vérifier le fonctionnement du diagramme d'état dédié (consommation en retard priorisée sur la consommation actuelle)	Simulation pas-à-pas
		Création des commandes (1)	OK	Vérifier les conditions de création de commande	Simulation pas-à-pas
		Création des commandes (2)	OK	Vérifier les informations enregistrées dans la commande	Simulation pas-à-pas

4.5 Conclusion

À la fin de ces étapes, nous avons un modèle de simulation prêt à l'emploi. Toutes les précautions ont été prises pour s'assurer du bon fonctionnement de chaque processus. Le chapitre suivant définit l'échantillon d'étude et analyse des résultats issus de la simulation.

CHAPITRE 5 EXPÉRIMENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous expliquons la méthodologie ayant permis de sélectionner l'échantillon des produits aux fins de simulation, ainsi que le plan d'expérience qui décrit le raisonnement effectué pour obtenir un niveau de confiance satisfaisant. Enfin, les résultats sont analysés.

5.2 Échantillonnage

Pour sélectionner l'échantillon d'étude, nous avons dans un premier temps étudié les données de consommation de l'année 2017 fournies par l'entreprise. Sur la base des données générales de l'entreprise comportant 9 545 produits, 5 600 ont été consommés durant l'année 2017 par les sites de production. Cependant, seulement 5 381 articles ont été réapprovisionnés par l'entrepôt central. Ces articles sont importants, car ils donnent une idée sur les pratiques de consommation de Stelia. L'ensemble de ces deux sélections forme une base de données de 6 455 articles. Dans un deuxième temps, nous avons modélisé la consommation des articles consommés dans les sites de production par site de production. 4 000 articles ont ainsi été retenus, leurs consommations étant suffisantes pour être modélisées. Rappelons ici que la totalité des consommations a été modélisée par des lois de poisson.

À partir de ces 4 000 articles, nous avons vérifié qu'ils ont les informations nécessaires pour les autres entrées du modèle de simulation. Avec l'aide de l'entreprise, nous avons effectué une vérification et un nettoyage de la base de données au niveau des prix et des unités de commande. Nous avons ainsi obtenu une base de données comportant 3 531 lignes. Ensuite, il était important de s'assurer que ces articles sélectionnés ne soient pas tous les mêmes. Il faut en effet qu'ils représentent l'ensemble des articles consommés par l'entreprise durant l'année 2017 avec leurs diversités. Nous avons donc repris la base de données d'articles réapprovisionnés par l'entrepôt central durant l'année 2017 et nous avons utilisé l'algorithme d'analyse de données « K-Moyennes » pour voir s'il est possible de rassembler les articles similaires dans des classes. Une fois les classes créées, nous pouvons regarder si les articles choisis pour la simulation se retrouvent dans chacune d'entre elles.

Pour faire cette étude avec l'algorithme « K-Moyennes », nous avons sélectionné des paramètres qui ont permis de séparer la base de données. Pour que chacun d'eux ait une influence équivalente

dans l'analyse, nous avons normalisé leurs valeurs. Autrement dit, nous les avons ramenées à des valeurs comprises entre 0 et 1. De plus, plusieurs tests ont été effectués pour déterminer le nombre de classes permettant d'optimiser l'homogénéité à l'intérieur de chacune. Le logiciel *Xlstat* utilise la distance euclidienne pour comparer les différentes observations et analyser les distances entre les objets centraux des classes. Le diagramme exposé ci-dessous montre le profil de chacune des classes. Chaque ligne représente une classe. Après de nombreux essais pour obtenir les classes les plus homogènes possible, nous avons fini par avoir neuf classes. Ces classes ont été obtenues grâce à huit paramètres qu'on aperçoit sur l'axe des abscisses.

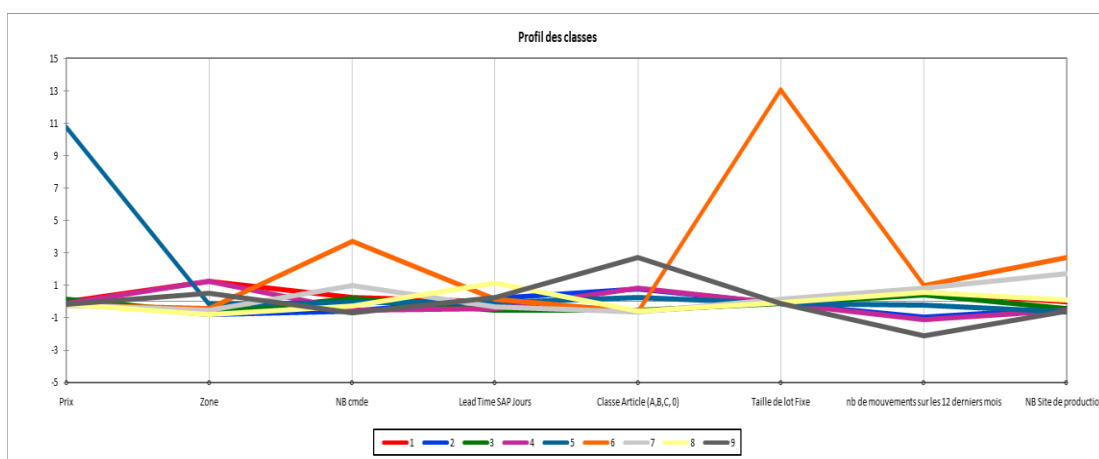


Figure 5.1 : Profil des classes de l'analyse « K-Moyennes »

Le graphique suivant montre la répartition des articles simulés dans chacune des classes.

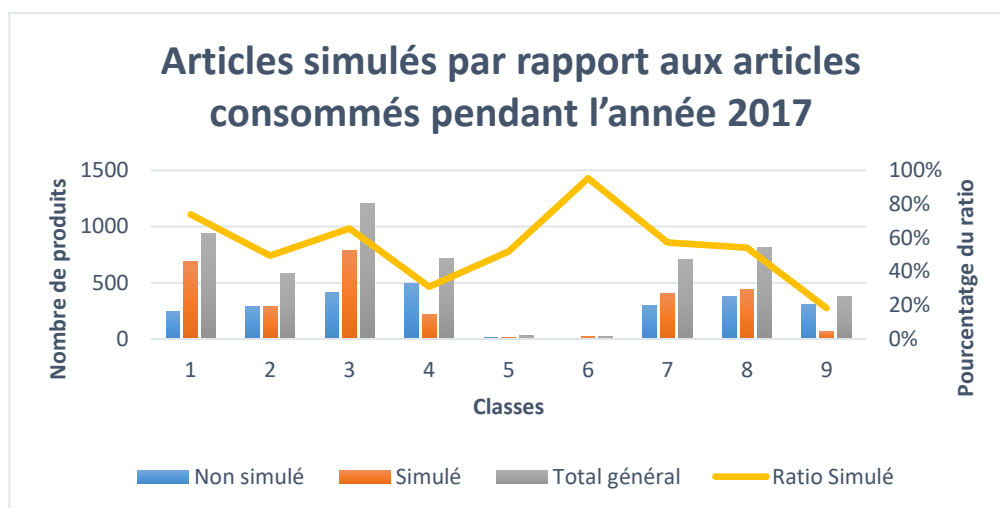


Figure 5.2 : Histogramme montrant les articles simulés par rapport aux articles consommés pendant l'année 2017

Nous pouvons conclure que toutes les classes sont bien représentées dans les articles simulés. On peut donc considérer que l'échantillon de simulation est à l'image de l'ensemble des articles consommés par l'entrepôt central durant l'année 2017.

5.3 Plan d'expérience de simulation

Law (2014) explique que les modèles de simulation comportent souvent de nombreux paramètres d'entrée, et il peut être difficile de déterminer lesquels ont un impact significatif sur les mesures de rendement. L'approche commune consistant à modifier un facteur à la fois est statistiquement inefficace et, plus important encore, est très souvent tout simplement incorrecte, car pour de nombreux modèles, les facteurs interagissent pour avoir un impact sur le résultat. Le plan d'expérience donne le nombre minimal de répétitions nécessaires pour que le résultat soit statistiquement significatif. *Anylogic* offre un paramétrage permettant de contrôler directement le niveau de confiance du résultat, et un ajustement automatiquement du nombre de répétitions.

La figure ci-dessous présente cet écran. Par expérimentation sur 100 produits, nous avons testé le nombre de répétitions nécessaires pour atteindre un niveau de confiance de 95 % sur le résultat de la stratégie. La moyenne était de 12,7 répétitions avec un maximum de 17. Nous avons fait le choix de paramétrer le logiciel avec un minimum de 20 répétitions et à un maximum de 100 pour l'ensemble des simulations. Le logiciel fait toujours le nombre de répétitions minimum et s'arrête dès que le niveau de confiance est atteint. Pour ce niveau de confiance, nous acceptons une faible marge d'erreur de 0,5 %.



Figure 5.3 : Capture d'écran d'*Anylogic* sur le paramétrage du nombre de répétitions

5.4 Validation du modèle

Pour valider le modèle, il faut comparer les données issues de la simulation avec ceux de la réalité. Beaucoup de temps a été consacré à la vérification du modèle. Cela permet de vérifier le fonctionnement du modèle par rapport au processus de la cartographie. Ici, l'objectif est de vérifier que de façon générale, la simulation est conforme à la réalité. Pour ce faire, les données sur la consommation ont été utilisées.

La première stratégie d'approvisionnement utilise les pratiques actuelles de l'entreprise. Cette stratégie sert de base pour la comparaison avec les données réelles de l'année 2017. Nous avons comparé les consommations annuelles totales de tous les sites de production de l'année 2017 pour chaque produit avec celle d'une année de simulation de la première stratégie. Pour valider notre modèle, il faut que ces consommations soient dans les mêmes ordres de grandeur. L'histogramme ci-dessous montre les résultats de cette validation. Chaque barre de l'histogramme représente le nombre d'articles, dont le ratio en pourcentage $\frac{\text{consommation stratégie 1}}{\text{consommation réelle}}$ est compris dans l'intervalle spécifié en abscisse. On remarque que la majorité des produits est proche de 100 %. Cela signifie que la consommation sur une année de la première stratégie est souvent très proche de celle de l'année 2017. Dans le principe, on observe que 90 % des produits ont une consommation obtenue par la simulation située dans un intervalle de plus ou moins, 10 % autour de la valeur de leur consommation réelle.

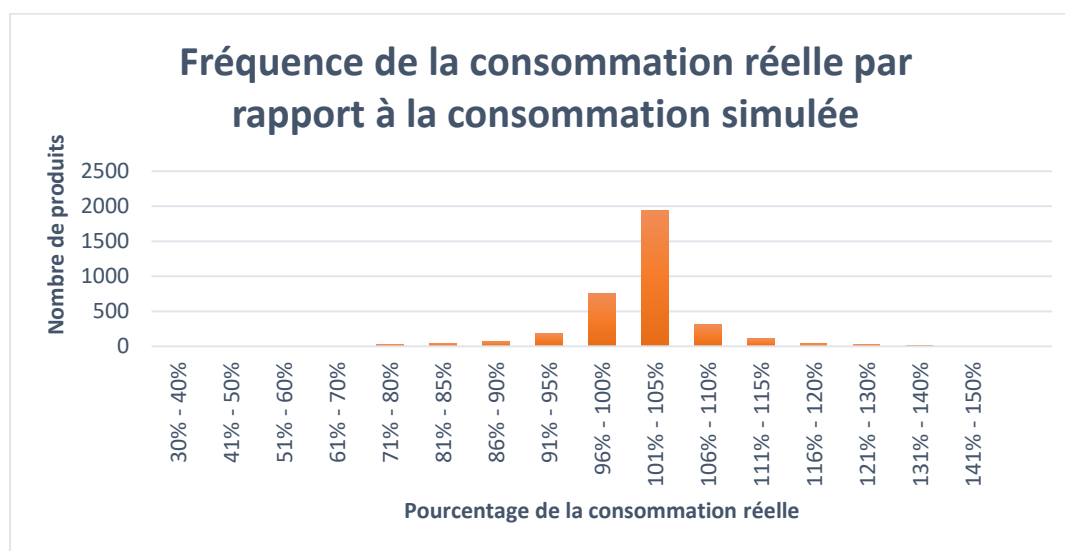


Figure 5.4 : Histogramme des fréquences de la consommation réelle par rapport à la consommation simulée

Nous pouvons conclure que la consommation de la première stratégie est semblable à celle réellement consommée en 2017. Le manque d'informations nous empêche de valider le modèle sur d'autres critères que la consommation. Mais par cette démonstration et la rigueur imposées lors de la construction du modèle, nous estimons que ce modèle est valide. Il est donc possible d'analyser les résultats.

5.5 Analyse descriptive

La simulation a permis de simuler 3 531 produits sur les six stratégies. Chaque produit a été simulé plus de vingt fois sur chacune des stratégies. Les résultats sont décrits dans cette partie. Dans un premier temps, une analyse globale est réalisée en comparant l'ensemble des stratégies, les unes par rapport aux autres ou par rapport à la première stratégie. Ensuite, les stratégies n'ayant pas d'optimisation sont étudiées. Enfin, nous regardons l'impact des différents niveaux de la cinquième stratégie et l'apport de la quatrième stratégie.

5.5.1 Analyse générale

Pour analyser les résultats, nous avons étudié le coût de chaque stratégie pour chaque produit (la stratégie donnant le moindre coût est considérée la meilleure). Pour qu'une stratégie soit jugée acceptable d'un point de vue performance, il faut aussi que le taux de service soit égal ou au-dessus du niveau de la première stratégie. En respectant ce critère, la répartition des produits par rapport à leur meilleure stratégie donne l'histogramme suivant.

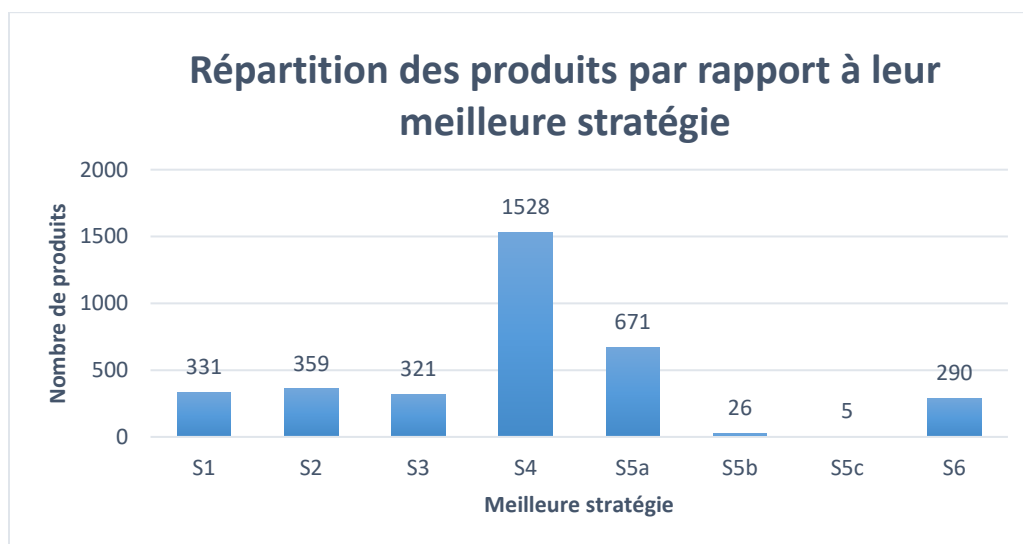


Figure 5.5 : Histogramme de la répartition des produits par rapport à leur meilleure stratégie

On remarque qu'un peu moins de la moitié des produits ont comme meilleure stratégie la quatrième stratégie. Ce résultat paraît logique, car la quatrième stratégie recherche les paramètres optimaux de la troisième stratégie. Sachant que la troisième stratégie se base sur des concepts théoriques qui ont fait leurs preuves, il n'est pas surprenant que l'optimisation de cette stratégie soit la stratégie la plus représentée dans les meilleures stratégies. La seconde meilleure stratégie est la cinquième. L'approvisionnement à double source est la meilleure solution pour 702 produits. La sixième stratégie (approvisionnement direct des sites de production) est la meilleure stratégie pour 290 produits. Cette stratégie qui peut paraître très coûteuse en matière de coût de fonctionnement peut quand même être utilisée pour un certain nombre de produits. La stratégie actuelle de l'entreprise (stratégie 1) obtient seulement 331 produits. Cela peut sembler faible pour une stratégie actuellement utilisée dans l'entreprise. Cependant, Stelia utilise sur l'ensemble de ces produits la même stratégie. L'histogramme suivant montre le coût de chaque stratégie par rapport au coût de la première stratégie si nous appliquons la même stratégie sur les 3 531 produits.



Figure 5.6 : Histogramme des coûts des stratégies

La première stratégie est la plus performante dans ce contexte. Cela peut justifier en partie le choix de Stelia de procéder ainsi. Cette stratégie est ainsi prudente, bien qu'elle puisse causer des surdimensionnements des stocks qui permettent d'éviter les problèmes de pénurie. La troisième stratégie semble aussi efficace dans le cadre d'une utilisation globale. Le stock de sécurité permet de prévenir la grande majorité des pénuries. Cela explique la grande différence entre la deuxième et la troisième stratégie. Les quatrième et cinquième stratégies sont intéressantes pour un certain

Dans ce tableau, la première stratégie est utilisée comme référence. Nous présentons ici la diminution du coût global potentiel en utilisant les stratégies nommées dans la colonne de gauche. Par exemple, si on ne considère que la meilleure stratégie entre la deuxième et la première stratégie, cela permet une économie maximum théorique de 9 % du coût de la première stratégie. On remarque que l'introduction de la stratégie à doubles sources d'approvisionnement et celle directe (5 et 6) permet une forte réduction du coût, de l'ordre de 25 % et 26 %. Cependant, ces réductions sont à relativiser, car ce tableau ne considère pas les coûts de gestion qui peuvent apparaître lors de la mise en place de ses stratégies (ex., augmentation du personnel, recherche et contrôle de nouveaux fournisseurs). On voit aussi que l'entreprise gagnerait énormément à chercher les paramètres optimaux d'une stratégie par point de commande. La combinaison des stratégies 1 et 4 donne une économie de 30 %. Enfin, si l'on prend la meilleure des six stratégies pour chaque produit, le coût minimum global théorique serait réduit de 55 %. Cependant, de nombreux coûts de fonctionnement pourraient apparaître pour gérer un tel nombre de stratégies. De plus, une simple analyse descriptive des résultats de simulation ne permet pas de savoir a priori, parmi les stratégies d'approvisionnement testées, celles qui ont le coût minimum pour chaque produit. La Section 5.6 propose ainsi une approche méthodologique qui pousse cette analyse plus loin afin de prédire la meilleure stratégie pour chaque produit.

5.5.2 Analyse des stratégies sans optimisation

Dans la partie précédente, nous avons vu que les stratégies sans optimisation (stratégies 1; 2; 3; 6) ont des avantages et des inconvénients. Chacune de ces stratégies est la meilleure pour un certain nombre de produits. Les données issues de la simulation permettent d'analyser les caractéristiques de ces stratégies. L'histogramme ci-dessous montre la réapparition des coûts à l'intérieur du coût global de la stratégie lorsque celle-ci est utilisée pour l'ensemble des produits.

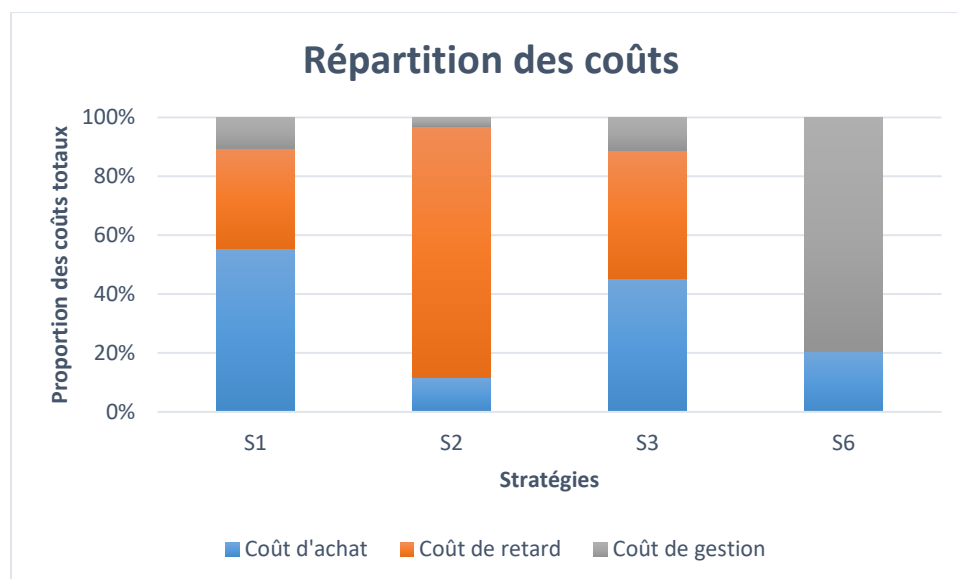


Figure 5.7 : Histogramme de la répartition des coûts

La première et la troisième stratégie ont un coût global presque similaire, ils ont aussi une répartition des coûts très proche. Dans les deux cas, les coûts de gestion représentent un peu plus de 10 % du coût total. Cependant, la troisième stratégie crée un peu plus de pénurie que la première. La deuxième stratégie n'a pas de stock de sécurité pour remédier aux variations du système. Il est donc normal de voir qu'environ 85 % du coût de cette stratégie est dû aux pénuries. La sixième stratégie n'utilise pas l'entrepôt central, les sites de production commandent directement chez le fournisseur. Bien que cette stratégie soit efficace sur certains produits, elle peut devenir très coûteuse en coût de gestion par rapport à d'autres. Le coût de gestion est composé des coûts relatifs au transport; à la passation des commandes et à la gestion de l'entreposage. L'histogramme montre que ce coût représente près de 80 % du coût total de cette stratégie. On peut ainsi penser que plus un produit est consommé dans plusieurs sites de production, moins la stratégie 6 est adaptée, car elle crée de grandes quantités de stock et beaucoup de commandes. Cependant, l'histogramme ci-dessous montre que cette supposition n'est pas forcément vraie. L'histogramme donne le nombre moyen de points de consommation des produits dont la meilleure stratégie est celle citée en abscisse. Les différences sont très faibles. Il faudrait ainsi pousser l'analyse pour décrire les profils des produits ayant pour meilleure stratégie la sixième.

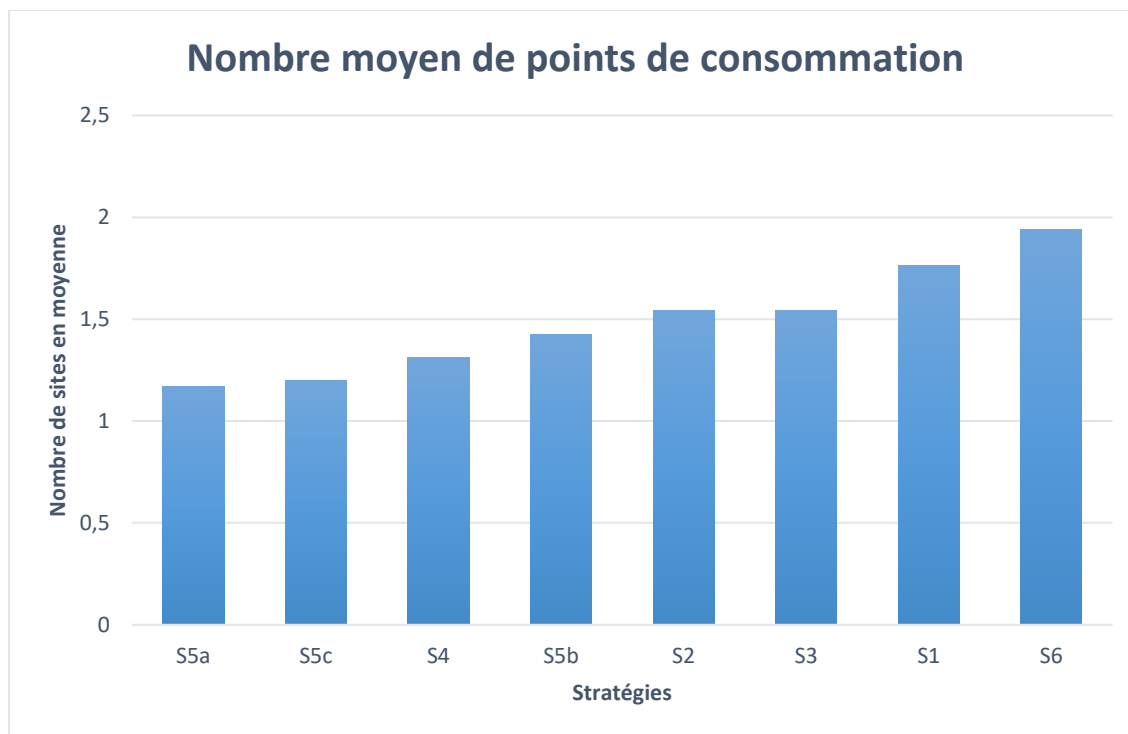


Figure 5.8 : Histogramme du nombre moyen de points de consommation

5.5.3 Analyse des stratégies optimisées

La quatrième et la cinquième stratégie ont été simulées en utilisant des paramètres ayant fait l'objet d'une optimisation pour chaque produit. Pour la quatrième stratégie, nous avons optimisé la quantité économique de commandes et le stock de sécurité de manière à minimiser le coût de la stratégie. Nous pouvons ainsi voir que pour un grand nombre de produits cette stratégie est la meilleure. Dans la figure 5.5, nous avons vu que 1 528 produits sont mieux approvisionnés par cette stratégie. La figure ci-dessous montre que près de 2 000 produits sur 3 531 ont un résultat avec la quatrième stratégie qui est situé à moins de 15 % du meilleur résultat obtenu par la simulation toutes stratégies confondues.

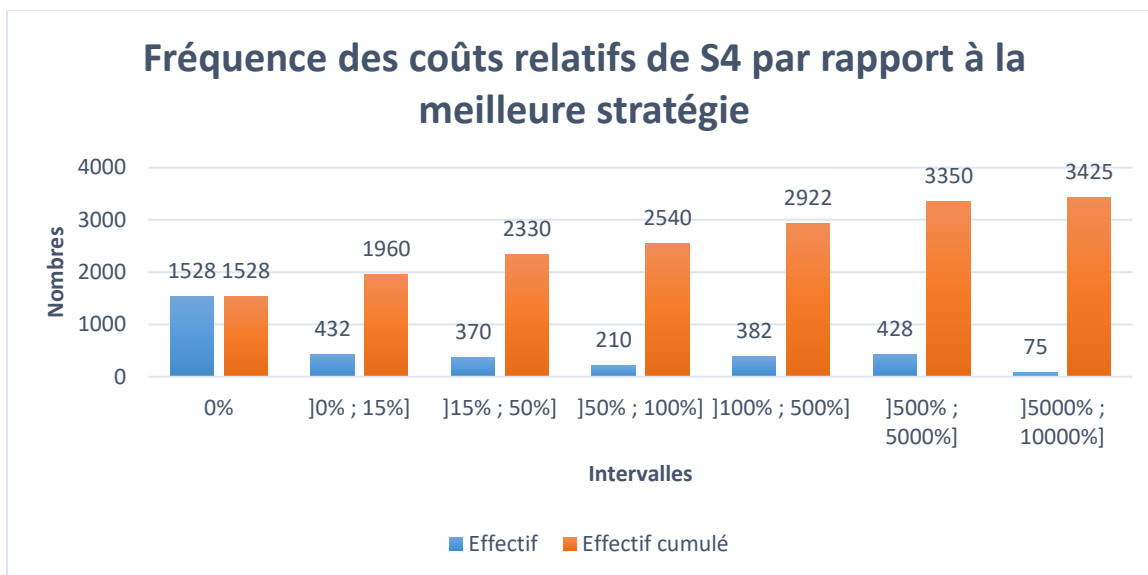


Figure 5.9 : Histogramme de la fréquence des coûts relatifs de S4 par rapport à la meilleure stratégie

Dans cette figure, on s'aperçoit que les trois derniers intervalles sont très éloignés de la meilleure solution. Plusieurs explications peuvent justifier cela. Tout d'abord, on peut considérer que la stratégie 4 n'est pas adaptée à ces produits. Nous avons décidé d'étudier ces produits pour voir leurs particularités. La figure ci-dessous montre deux caractéristiques des produits ciblés.

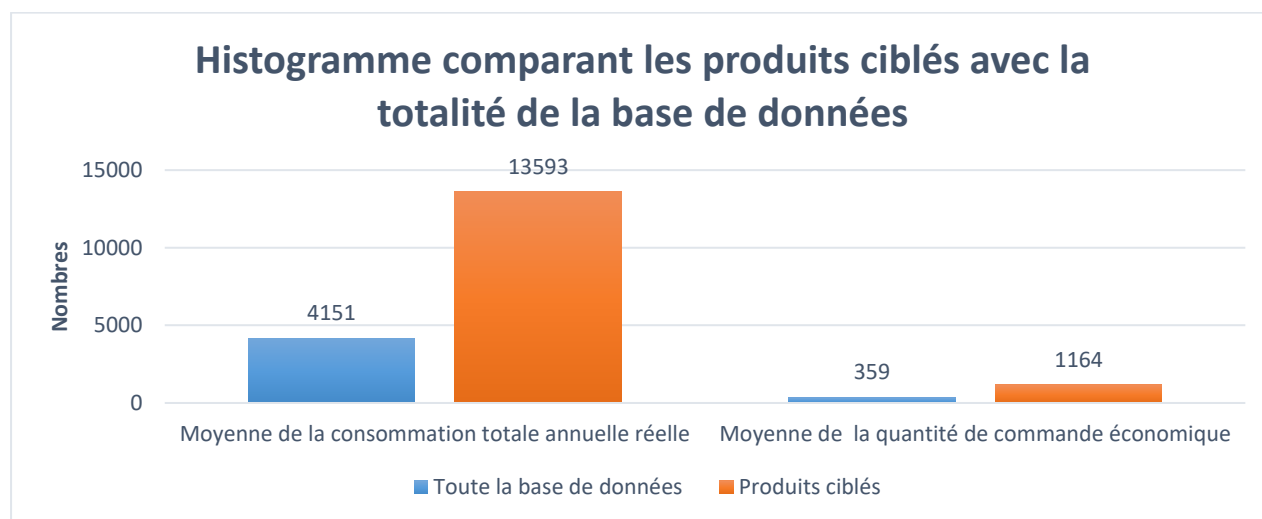


Figure 5.10 : Histogramme comparant les produits ciblés avec la totalité de la base de données

Dans cette figure, on voit que les valeurs des produits ciblés sont environ trois fois supérieures à ceux de l'ensemble de la base de données. On peut donc dire que les produits qui ont des résultats éloignés du meilleur résultat sont des produits qui ont une forte consommation et une quantité de commandes élevée. Cela impacte fortement l'optimisation, car avec de telles valeurs les intervalles d'optimisation de la quantité commandée et des seuils sont très larges. Ayant limité le nombre d'itérations d'optimisation à 500, il est possible que la métaheuristique ne trouve pas de solution optimale quand les intervalles sont trop larges. Par exemple, un produit dont l'intervalle de la quantité de commande est [500;1500] et celui du seuil de commande est [100; 300], a 200 000 (soit la multiplication des deux étendues : 1000×200) itérations possibles. En 500 itérations, il peut être difficile pour la métaheuristique de trouver une solution optimale. De plus, nous n'avons pas imposé de valeurs de départ donc il se peut que les valeurs trouvées en 500 itérations donnent des résultats moins bons que ceux obtenus par les trois premières stratégies.

Pour la cinquième stratégie, qui utilise un second fournisseur plus proche de l'entrepôt (délai de livraison plus court, coût plus élevé), nous avons optimisé les points de commande et quantité de commandes des deux sources en minimisant le coût de la stratégie. Nous avons testé cette stratégie sur plusieurs niveaux de prix. Lorsque l'on compare cette stratégie avec l'ensemble des autres stratégies, on voit qu'elle n'est pas la meilleure pour la majorité des produits. Cependant, si on la compare à la solution actuelle (Stratégie 1), on remarque qu'elle peut apporter des solutions alternatives pour plusieurs produits. L'histogramme ci-dessous montre qu'en comparant cette stratégie avec la stratégie actuelle, elle pourrait convenir à plus de 2 400 produits. On s'aperçoit aussi que le nombre de produits ne varie pas vraiment selon le prix de la seconde source. On peut supposer que les produits ayant pour meilleure stratégie la quatrième sont des produits pour lesquels la stratégie actuelle n'est pas efficace ou mal paramétrée actuellement.

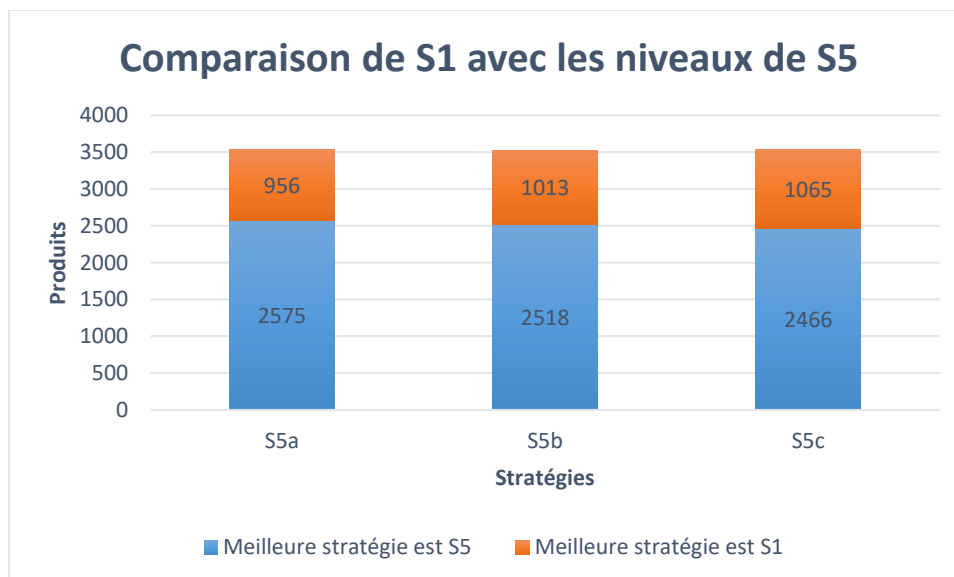


Figure 5.11 : Histogramme comparant la stratégie actuelle avec la cinquième

L'histogramme suivant montre aussi que même si le coût d'achat du produit chez la source secondaire est très élevé, cette stratégie reste une solution envisageable en comparaison avec la stratégie actuelle.

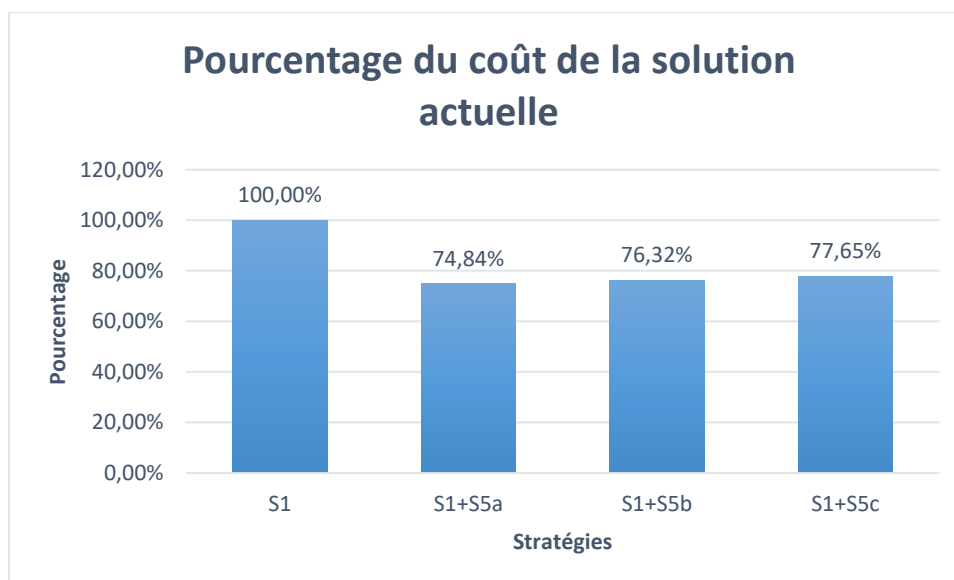


Figure 5.12 : Histogramme comparant le coût de la solution actuelle avec la cinquième

Un gain de 25 % est une perspective intéressante pour l'entreprise. L'introduction de la stratégie à double source d'approvisionnement peut ainsi permettre des économies même si cette stratégie peut ajouter d'autres coûts qui ne sont pas comptabilisés dans cette étude. Cette stratégie pourrait

aussi permettre à Stelia d'être plus réactive vis-à-vis des ruptures de stock, et donc de mieux maîtriser sa chaîne d'approvisionnement.

5.6 Analyse prédictive

L'analyse descriptive présentée à la section précédente a montré que l'entreprise peut améliorer significativement son système d'approvisionnement en ajoutant une ou plusieurs stratégies à celle qu'elle utilise actuellement. Dans cette section, nous proposons d'utiliser une approche par arbres de classification afin de définir des règles permettant d'identifier facilement la stratégie à appliquer à un produit selon la combinaison de stratégie choisie et les caractéristiques du produit. Plus spécifiquement, nous avons utilisé l'algorithme C4.5 programmé en langage R pour construire des arbres de décision.

5.6.1 Préparation de la base de données

Pour réaliser un arbre de décision avec un algorithme d'analyse de données, il faut d'abord préparer la base de données. Précédemment dans ce mémoire, nous avons nettoyé la base de données tout en conservant un maximum d'informations pour cette étape du projet. Le tableau 5.2 montre les attributs utilisés pour faire les arbres de décision.

Dans le tableau, des attributs ont la mention « à définir » dans la colonne « Domaine ». Pour ces attributs, il faut faire des choix de préparation. Ils peuvent être discrétisés pour créer des classes qui peuvent faciliter la construction de l'arbre. La discrétisation d'un attribut peut permettre de gagner de l'information, mais elle peut aussi en faire perdre. Il existe plusieurs méthodes pour discrétiser un attribut.

L'algorithme C4.5 accepte différents types de données (numériques, textuelles, données manquantes). Cependant, il faut quand même préparer certains attributs pour optimiser son gain d'information sur le modèle. Chaque attribut donne plus ou moins d'information sur la variable « objective » ou de « décision ». Dans « R », il est possible de calculer le gain d'information (aussi appelé entropie) pour chaque attribut de la variable de décision. Les attributs qui fournissent le plus d'information ont une valeur plus élevée proche de 1, tandis que ceux qui n'ajoutent pas beaucoup d'information auront un score plus faible. Nous avons utilisé la fonction « InfoGainAttributeEva » de la librairie *Weka* dans « R » pour obtenir là cette valeur.

Nous avons testé deux types de discrétisation. La discrétisation en classe d'effectifs égaux et celle par classe d'effectifs étant proches. Cette deuxième méthode crée les classes à l'aide d'un algorithme « K-Moyennes ». Pour ces deux méthodes, il faut choisir le nombre de classes voulues. Trois niveaux ont été testés : cinq classes; dix classes; quinze classes. En comparant le gain en information de l'attribut sur les méthodes, nous avons choisi la méthode qui obtient le plus grand gain. Le gain dépend de la variable de décision. Il faut répéter le processus pour chaque variable de décision testée. Cette valeur du gain d'information ne tient compte que de l'attribut et de la variable de décision. Cette valeur ne tient pas compte des corrélations possibles entre les attributs. Cette approche théorique de discrétisation peut avoir certaines limites. Nous discutons de ses limites dans la conclusion de ce chapitre. Le Tableau 5.3 récapitule les résultats obtenus.

Les attributs du tableau ont été discrétisés de différentes manières. Chaque discrétisation crée des classes avec des domaines. Le tableau 5.4 ci-dessous montre les classes créées pour l'attribut « ConsoTotal » avec une discrétisation en quinze classes, obtenues avec l'algorithme « K-Moyennes ».

À la fin de ce processus, nous avons des bases de données spécifiques pour chaque combinaison de stratégies. C'est à partir de celles-ci que sont créés les arbres de décision.

Tableau 5.2 : Attributs de la base de données utilisés dans « R »

	Attribut	Unité	Type de données	Format	Domaine	Signification
1	Consoxprix	X	Symbolique/ Discrète	Continue	À définir	Consommation totale multipliée par le prix
2	ConsoTotal	X	Symbolique/ Discrète	Entiers	À définir	Consommation totale
3	delayFab	X	Symbolique/ Discrète	Entiers	À définir	Délai de livraison du fabricant
4	PrixArticle	X	Symbolique/ Discrète	Continue	À définir	Prix d'achat
5	SN	X	Symbolique/ Discrète	Entiers	[0; 1]	Consommé à Saint-Nazaire
6	ME	X	Symbolique/ Discrète	Entiers	[0; 1]	Consommé à Méaulte
7	RO	X	Symbolique/ Discrète	Entiers	[0; 1]	Consommé à Rochefort
8	AN	X	Symbolique/ Discrète	Entiers	[0; 1]	Consommé en Afrique du Nord
9	MI	X	Symbolique/ Discrète	Entiers	[0; 1]	Consommé à Mirabel
10	NbDeSite	Site de prod.	Numérique	Entiers	[1; 5]	Nombre de points de consommation
11	Zone	Pays	Symbolique/ Discrète	Texte	Liste	Pays du fournisseur
12	ABC	Classe	Symbolique/ Discrète	Texte	Liste	Classification ABC
13	Unité	X	Symbolique/ Discrète	Texte	Liste	Unité de commande
14	Unite Gestion	X	Symbolique/ Discrète	Texte	Liste	Unité de gestion
15	Famille	X	Symbolique/ Discrète	Texte	Liste	Famille du produit
16	Oversize	X	Symbolique/ Discrète	Texte	[Oui; Non]	Problème d'Oversize
17	Programme Avion	X	Symbolique/ Discrète	Texte	Liste	Programme Avion du produit
18	ZZ802015	X	Symbolique/ Discrète	Entiers	[0; 1]	Présence en ZZ80 en2015
19	ZZ802016	X	Symbolique/ Discrète	Entiers	[0; 1]	Présence en ZZ80 en2016

Tableau 5.3 : Résumé des résultats de discrétisation des variables « à définir »

Variable de décision	S1+S2	S1+S3	S1+S4	S1+S5	S1+S6	S1+S2+S3	S1+S3+S6	S1+S2+S3+S6	S1+S3+S5+S6	S1+S2+S3+S5+S6	Toutes les stratégies
<u>ConsoTotal</u>	C	C	D	D	A	C	B	C	D	D	D
<u>Consoxprix</u>	A	D	A	A	E	A	D	A	A	A	A
<u>delayFab</u>	A	G	A	A	A	G	A	A	A	A	A
<u>PrixArticle</u>	A	A	G	A	F	A	E	G	E	E	A

Pas de discrétisation	Discrétisation par 5 classes (Kmeans)	Discrétisation par 10 classes (Kmeans)	Discrétisation par 15 classes (Kmeans)	Discrétisation par 5 classes égales en effectifs	Discrétisation par 10 classes égales en effectifs	Discrétisation par 15 classes égales en effectifs
A	B	C	D	E	F	G

Tableau 5.4 : Classes de l'attribut « ConsoTotal » avec une discrétisation en quinze classes obtenues avec l'algorithme « K-Moyennes »

Classe	Bornes	Effectif
1	[5 ; 5391]	3113
2]5391 ; 19296]	235
3]19296 ; 42205]	102
4]42205 ; 69246,332]	41
5]69246,332 ; 104661]	12
6]104661 ; 126847]	5
7]126847 ; 136976]	6
8]136976 ; 145194,512]	2

Classe	Bornes	Effectif
9]145194,512 ; 153530]	3
10]153530 ; 162861]	2
11]162861 ; 171546]	2
12]171546 ; 194168]	2
13]194168 ; 211273]	3
14]211273 ; 227574]	2
15]227574 ; 227574]	1

5.6.2 Réalisation des arbres de décisions

Comme il a été dit précédemment, les arbres de décision ont été réalisés en utilisant l'algorithme du C4.5. En paramétrant cette méthode dans la librairie de *Weka*, il est possible d'influencer le nombre de feuilles résultant de l'arbre. On parle donc d'élagage. En imposant des conditions dans la construction de l'arbre, nous pouvons restreindre sa taille et éviter les problèmes de surapprentissage (*overfitting* en anglais). Le but pragmatique implicite que nous nous imposons dans ce travail applicatif est d'obtenir des arbres facilement lisibles par un responsable d'approvisionnement de Stelia.

Pour cela, nous avons exploité deux paramètres de l'arbre. « C » est la limite supérieure de l'estimation pessimiste de l'erreur de classification réelle basée sur les données de formation. Plus on baisse cette limite, plus on limite les nœuds acceptables à la création de l'arbre, donc sa taille diminue. Nous évaluons quatre valeurs de ce paramètre; 0,10, 0,15, 0,20, et 0,25.

L'autre paramètre que nous faisons varier est « M », soit le nombre d'effectifs minimums à l'intérieur d'une feuille. Dans un arbre de décision, les nœuds sont des règles tandis que les feuilles au bout de l'arbre sont des prédictions de l'arbre. Lors de la création de l'arbre, l'algorithme se sert des données d'entraînement pour tester différentes séparations qui optimisent l'homogénéité à l'intérieur des feuilles. Par exemple, dans un cas extrême d'apprentissage, un arbre peut contenir autant de règles que de produits dans la base de données d'entraînement. Dans ce cas, chacune des feuilles a un effectif égal à un. Pour éviter cela, le paramètre « M » permet d'imposer un effectif minimum dans la feuille. Plus ce nombre est grand, moins l'arbre contiendra de feuilles, car il sera obligé de trouver des règles qui rassemble un minimum de « M » produits. Ce paramètre prend les valeurs testées suivantes : 5; 30; 50; 70; 100.

L'optimisation des deux paramètres doit permettre d'obtenir pour une variable de décision des arbres de précision et de tailles différentes. Nous sélectionnons ensuite les arbres les plus adaptés à notre utilisation. Pour chaque variable de décision du tableau 5.3 nous avons réalisé 20 arbres. 220 arbres ont été réalisés au total. Pour faire ces arbres, une partie de la base de données (80 %) a été utilisée pour la construction de l'arbre (base de données d'entraînement) tandis que l'autre (20 %) sert à analyser sa précision (base de données de test). Le tableau ci-dessous récapitule les résultats obtenus sur la précision des arbres.

Tableau 5.5 : Tableau récapitulatif de la précision des arbres de décision en pourcentage

Variable de décision	Cen % → M →	10					15					20					25				
		5	30	50	70	100	5	30	50	70	100	5	30	50	70	100	5	30	50	70	100
S1+S2		69,4	69,4	70,1	70,1	69,4	69,4	69,4	70,1	70,1	69,4	69,4	69,4	69,8	70,1	69,4	69,4	69,4	69,8	70,1	69,4
S1+S2+S3		42,2	45,2	45,2	45,2	45,2	42,2	45,2	45,2	45,2	45,2	42,2	45,2	46,5	44,9	45,9	42,2	45,2	46,5	44,9	45,9
S1+S2+S3+S5+S6		65,4	65,2	65,3	64,3	64,0	65,4	65,2	65,3	64,3	63,6	65,4	65,2	65,3	63,7	63,6	64,9	65,2	65,3	63,7	63,6
S1+S2+S3+S6		43,5	43,2	44,3	44,3	43,8	43,5	43,2	44,3	44,3	43,8	43,9	46,2	44,6	45,2	44,8	43,9	46,2	46,7	45,2	44,8
S1+S3		73,2	73,2	73,2	73,2	73,2	73,2	73,4	73,2	73,2	73,2	73,2	73,4	73,2	73,2	73,2	73,8	73,4	73,2	73,2	73,2
S1+S3+S5+S6		66,3	66,3	66,9	66,7	67,9	66,3	66,3	66,9	66,7	67,9	65,7	66,3	66,9	66,7	67,9	65,9	66,3	66,9	66,7	67,9
S1+S3+S6		67,3	68,0	67,1	66,6	67,4	67,6	68,7	67,1	66,6	67,4	67,7	68,7	67,1	66,6	67,4	68,3	68,7	67,1	66,6	67,4
S1+S4		87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5	87,5
S1+S5		86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1	86,1
S1+S6		87,3	87,1	87,3	85,4	85,4	87,3	87,1	87,3	85,4	85,4	87,3	87,1	87,3	85,4	85,4	87,5	86,5	87,3	85,4	85,4
Toutes les stratégies		48,4	49,6	48,4	49,0	49,0	48,4	49,6	48,4	49,0	49,0	48,4	49,6	49,0	49,0	49,0	48,4	49,6	52,4	49,0	49,0

Légende :	[0 ; 55]]55 ; 70]]70 ; 85]]85 ; 100]
-----------	----------	-----------	-----------	------------

Dans ce tableau, on voit qu'en plaçant un seuil d'acceptabilité de la qualité de l'arbre à 85 %, 3 combinaisons de stratégie ont une précision suffisamment acceptable. La combinaison comprenant toutes les stratégies a un résultat autour de 50 %. Il n'est ainsi pas possible de se fier à ces arbres si l'on cherche à appliquer toutes les stratégies en même temps. Les arbres combinant plus de deux stratégies ont une précision moyenne inférieure aux arbres ayant deux stratégies. Ce tableau donne seulement de l'information sur la précision des arbres. À ce niveau, les combinaisons de la stratégie 1 avec respectivement la 4; 5; et 6 donnent les arbres les plus précis. Dans ces cas, il existe donc des règles qui permettent de choisir la stratégie d'un produit en fonction de ses caractéristiques.

Cependant, la précision n'est pas le seul critère à évaluer. Il faut que l'arbre soit facilement lisible. Le tableau suivant montre la taille de chaque arbre obtenu. La taille d'un arbre est la somme des nœuds incluant les feuilles.

Tableau 5.6 : Tableau récapitulatif des tailles des arbres de décision

Variable de décision	Cen % → M →	10					15					20					25				
		5	30	50	70	100	5	30	50	70	100	5	30	50	70	100	5	30	50	70	100
S1+S2		3	3	9	9	3	3	3	9	9	3	3	3	11	9	3	3	3	11	9	3
S1+S2+S3		1	3	3	3	3	1	3	3	3	3	1	3	61	49	55	1	3	61	49	55
S1+S2+S3+S5+S6		173	57	53	9	9	173	57	95	9	11	173	57	95	13	11	183	57	95	13	11
S1+S2+S3+S6		21	15	13	13	9	21	15	13	13	9	81	77	57	61	53	81	77	69	61	53
S1+S3		5	5	5	5	5	5	13	5	5	5	5	13	5	5	5	21	13	5	5	5
S1+S3+S5+S6		75	23	23	19	9	75	23	23	19	9	195	23	23	19	9	205	23	23	19	9
S1+S3+S6		63	33	25	23	21	67	45	25	23	21	111	45	25	23	21	171	45	25	23	21
S1+S4		3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
S1+S5		3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
S1+S6		57	17	17	11	11	57	17	17	11	11	57	17	17	11	11	77	23	17	11	11
Toutes les stratégies		3	7	5	45	5	3	7	5	45	5	3	7	45	45	5	3	7	95	45	5

Légende :	[0 ; 15]]15 ; 25]]25 ; 35]]35 ; 205]
-----------	----------	-----------	-----------	------------

Dans ce tableau, les arbres de la variable de décision « S1+S4 » et « S1+S5 » ont une taille de 3. Cela signifie qu'ils ont un seul nœud et deux feuilles. Ces types d'arbres sont très faciles à utiliser, car ils comportent une seule règle. Pour la variable de décision « S1+S6 », on voit que lorsqu'on diminue le nombre minimal d'effectifs par feuille, la taille de l'arbre augmente et peut atteindre 77. Un arbre de cette taille n'est pas utilisable. Nous recommandons dans ce cas d'utiliser l'un des arbres de taille 11 de cette variable même si cela engendre une légère perte de précision. Les deux figures ci-dessous montrent les arbres obtenus pour les variables de décision « S1+S4 » et « S1+S5 ».

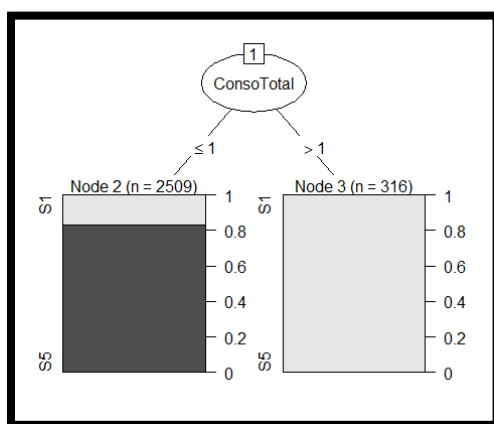


Figure 5.13 : Arbre de S1 +S5 (C=10; M=100)

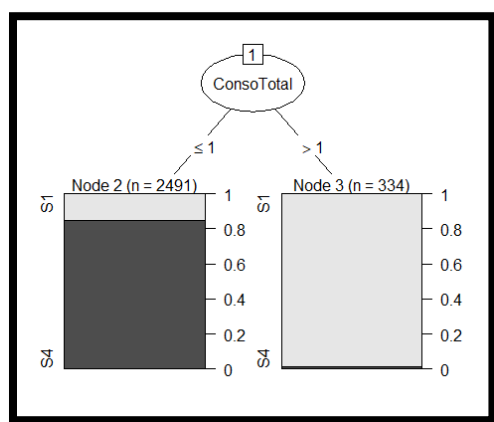


Figure 5.14 : Arbre de S1 +S4 (C=10; M=100)

Le même attribut permet ainsi de séparer la base de données pour ces deux variables de décision. Ces arbres nous disent que lorsqu'on veut appliquer la stratégie 1 avec la stratégie 4, ou bien la stratégie 1 avec la stratégie 5, il faut appliquer la stratégie 1 aux produits qui ont une consommation

totale sur l'année supérieure à la classe 1. Les autres produits doivent être commandés avec l'autre stratégie. Dans ces figures, les feuilles sont représentées par des diagrammes qui montrent en pourcentage la répartition à l'intérieur de la feuille des produits de la base de données servant à construire l'arbre. Par exemple, dans la figure 5.14 on peut voir que dans la feuille de gauche plus de 80 % de produit ont comme meilleure stratégie « S4 ». Il est intéressant de voir que pour cet attribut (« ConsoTotal ») nous avons appliqué une discrétisation spécifique. Dans le tableau 5.3, on peut voir que l'attribut a été discrétisé en 15 classes en utilisant une méthode K-Moyennes Sans cette discrétisation, cet arbre n'aurait pas été possible.

La figure suivante montre l'arbre de taille 11 de la variable de sortie « S1+S6 ».

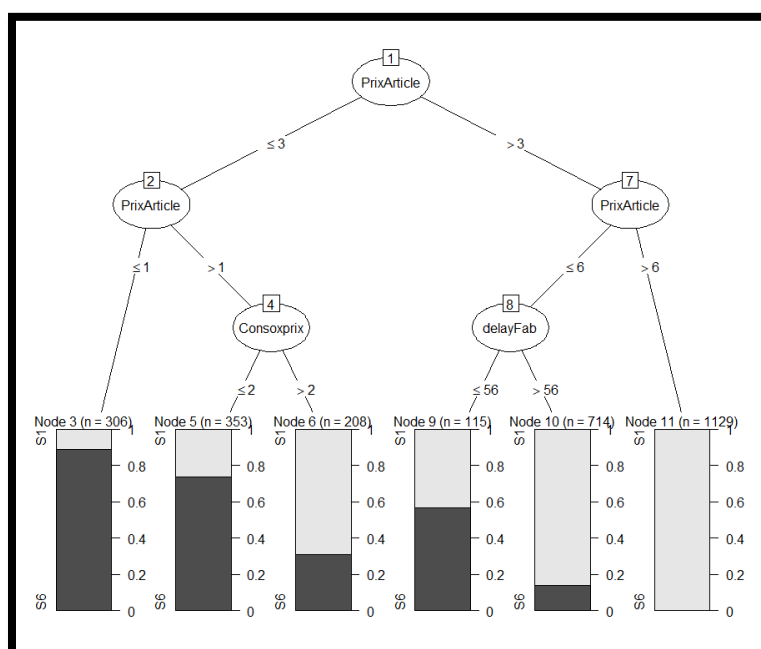


Figure 5.15 : Arbre de S1 +S6 (C=10 ; M=100)

Cet arbre est un peu plus complexe, mais reste parfaitement lisible. On remarque par exemple que pour cette variable de décision, si un produit a un prix d'achat strictement supérieur à la classe 6, il doit être approvisionné avec la stratégie 1.

5.7 Conclusion

Ce chapitre a commencé par exposer les étapes ayant permis de s'assurer du bon déroulement de la simulation et de valider ses résultats. La partie sur l'échantillonnage a permis de s'assurer que les produits choisis dans la base de données de simulation sont représentatifs de l'ensemble des

produits consommés sur l'année 2017. Ensuite, le plan d'expérience démontre la fiabilité des résultats tandis que dans la partie qui suit le modèle est validé en comparant les consommations réelles avec celles obtenues par la simulation. Enfin, une grande partie est consacrée à l'analyse des résultats. L'analyse descriptive des résultats de la simulation dit que la stratégie actuellement utilisée dans l'entreprise est la plus efficace s'ils sont appliqués les stratégies de manière globale. On y apprend aussi que la combinaison d'une ou plusieurs stratégies avec l'actuelle peut permettre de réduire les coûts. L'analyse prédictive quant à elle, montre qu'il est possible de définir des règles qui facilitent le choix de la stratégie pour un produit si l'entreprise veut introduire une nouvelle stratégie à celle qu'elle utilise actuellement. Cette analyse montre aussi que ces règles sont difficiles à trouver pour toutes les combinaisons de stratégie. Seules trois combinaisons ont une précision suffisante et une taille d'arbre lisible. À travers ses arbres, nous pouvons extraire des règles. Les produits ayant une faible consommation totale sur l'année doivent être approvisionnés par la stratégie 4 ou bien la 5.

Cependant, la discrétisation de l'attribut « ConsoTotal » joue un rôle majeur dans ce résultat. L'approche théorique qui consiste à discrétiser une variable de manière à optimiser son gain d'information sur la variable de décision peut mener à une qualité d'apprentissage moindre. Pour ces deux arbres (S1+S4 et S1+S5), la séparation se fait ainsi au niveau de la première classe de cet attribut. Comme cette classe contient la majorité des produits, nous pouvons donc nous poser des questions sur la pertinence d'une telle séparation. Ce point devra être étudié avec attention lors de travaux futurs. En ce qui concerne la stratégie 6, l'arbre nous montre qu'elle convient majoritairement aux produits qui ont un faible prix d'achat.

CHAPITRE 6 DISCUSSION GÉNÉRALE

6.1 Synthèse des résultats

Dans ce mémoire, nous utilisons une approche singulière pour aider Stelia à choisir les meilleures stratégies d'approvisionnement. La méthode développée est rigoureuse, et chacune des étapes a son importance. Nous avons commencé par étudier la base de données de l'entreprise. Cela a permis de bien comprendre les produits et d'identifier les informations manquantes nécessaires pour le reste de l'étude. Ensuite, nous avons modélisé le fonctionnement des activités d'approvisionnement. Cette étape a validé notre compréhension tout en identifiant les rôles des acteurs de la chaîne d'approvisionnement. Ce modèle a par la suite été implémenté dans *Anylogic* pour tester plusieurs stratégies. L'analyse des résultats de la simulation nous a permis de voir que la stratégie actuellement utilisée par l'entreprise n'est pas mauvaise. Bien que 1 523 produits sur 3 531 aient de meilleurs résultats individuels avec la quatrième stratégie, la stratégie 1 actuelle a le coût global minimal (si c'est la seule stratégie utilisée). C'est donc celle qui est la mieux paramétrée pour l'ensemble de la base de données. Toutefois, il est possible de réduire les coûts d'approvisionnement en combinant la stratégie actuelle avec d'autres. Par exemple, l'utilisation d'une deuxième source d'approvisionnement peut théoriquement réduire le coût de 25 %. À partir de ses résultats, nous avons cherché des règles permettant à l'entreprise de facilement définir la stratégie à appliquer à un produit selon la combinaison de stratégies choisies. Pour certaines combinaisons, il est impossible de trouver un arbre de décisions d'une précision suffisante. Cependant, la première stratégie combinée avec la quatrième, la cinquième ou bien la sixième, donnent des arbres d'une précision supérieure à 85 %. La taille des arbres de ces combinaisons spécifiques étant acceptable, nous pouvons conclure qu'il existe des règles permettant de choisir la meilleure stratégie pour un produit dans ces cas.

6.2 Recommandations

Ce mémoire doit permettre à l'entreprise de se rendre compte qu'il est possible d'améliorer son système d'approvisionnement en diversifiant les stratégies d'approvisionnement qu'elle applique à ses produits. À travers cette étude, Stelia doit entrevoir des pistes d'amélioration. La politique interne de l'entreprise peut empêcher la mise en place de certaines stratégies. Cependant, nous pouvons recommander à Stelia d'utiliser pour certains produits l'approvisionnement à double source ou bien l'approvisionnement direct du centre de production auprès du fournisseur. L'une ou

l'autre de ses deux stratégies combinées avec la stratégie actuelle peuvent réduire considérablement les coûts d'approvisionnement de l'entreprise. De plus, nous avons montré qu'il existe des règles pour sélectionner la stratégie adéquate de chaque produit pour ces combinaisons, ce qui facilitera grandement l'implantation de ces stratégies par l'entreprise.

Nous recommandons de plus à l'entreprise d'être prudente sur les gains économiques potentiels annoncés dans ce mémoire. L'implantation d'une ou plusieurs nouvelles stratégies peut engendrer des coûts de mise en place et de fonctionnement qui ne sont pas évalués dans cette étude. Il est donc nécessaire de pousser l'étude de cette problématique plus loin afin d'entrevoir tous les enjeux avant de prendre une décision sur les modifications à apporter sur leurs systèmes d'approvisionnement.

CHAPITRE 7 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

7.1 Contributions du mémoire

La contribution de ce mémoire est double. Premièrement, ce mémoire propose une analyse préliminaire de la chaîne d'approvisionnement de Stelia et identifie plusieurs opportunités d'amélioration pour l'entreprise. En se basant sur les recommandations faites dans ce mémoire, Stelia peut orienter ses projets d'amélioration de sa chaîne d'approvisionnement en ciblant certains produits.

Dans un deuxième temps, ce mémoire propose une méthode d'analyse structurée hybride qui exploite la simulation afin d'identifier le potentiel d'amélioration des stratégies d'approvisionnement, et utilise les données générées pour identifier des règles d'attribution des stratégies aux produits. Cette méthode peut être utilisée de manière générale pour n'importe quelle chaîne d'approvisionnement.

La combinaison de différentes techniques comme l'utilisation des statistiques, d'un algorithme d'exploration de données et la simulation à base d'agents donne un caractère singulier à cette approche méthodologique. Cela montre non seulement qu'il est possible de combiner tous ces savoirs pour résoudre des problèmes complexes réels, mais que de telles combinaisons méthodologiques sont aussi parfois nécessaires.

7.2 Travaux futurs et opportunités de recherche

Comme nous l'avons dit précédemment, ce mémoire est une analyse préliminaire de la chaîne d'approvisionnement de Stelia. Nous recommandons ainsi à Stelia d'approfondir l'analyse réalisée dans ce mémoire. Il peut être pertinent de simuler d'autres stratégies d'approvisionnement. Par exemple, il serait intéressant de simuler une stratégie avec une réévaluation périodique des quantités de commandes et des seuils de commandes. Au niveau de la simulation, le modèle peut aussi être amélioré. Il serait possible d'intégrer plus de détails spécifiques de la chaîne d'approvisionnement de Stelia afin d'augmenter la fidélité du modèle de simulation. Un exemple serait de collecter des informations sur le dimensionnement et le poids des produits étudiés afin de prendre en compte la capacité des équipements de transport dans la modélisation du système d'approvisionnement. Cela permettrait également d'évaluer les coûts de transport, qui sont aussi définis par rapport aux poids et aux dimensions. Le but étant de se rapprocher le plus possible de

la réalité de l'entreprise. Dans le même objectif, on pourrait envisager de mieux représenter le réseau de transport en utilisant les fonctionnalités d'un système d'information géographique. On pourrait même inclure entièrement la chaîne de production dans le modèle ce qui éviterait d'approximer la consommation des produits.

De plus, lors de phase d'optimisation de la stratégie d'approvisionnement à date variable et quantité fixe avec une optimisation du point de commande et de la quantité commandée (Stratégie 4), les conditions de simulation ne permettaient pas une solution optimale dans certains cas. Cela est dû à l'intervalle d'optimisation et au nombre d'itérations imposés. En réduisant l'intervalle imposé et en augmentant le nombre d'itérations pour les produits ayant une forte consommation, il serait possible de trouver une solution optimale pour cette stratégie. Une étude future pourrait s'y consacrer.

Au niveau de l'analyse des résultats, nous avons décidé de développer une approche pragmatique pour Stelia qui compare la performance (coût) des stratégies, et définit des règles de décision de choix de stratégies, au sein de combinaison spécifique de stratégies. Cependant, nous pourrions aussi utiliser l'approche de Gil et Frayret (2016) qui définit des règles pour chaque stratégie, afin de savoir si ces stratégies sont adaptées ou non aux produits, et cela en considérant différents niveaux d'acceptabilité. Nous pensons que cette méthode est prometteuse et pourrait être utilisée pour étudier des chaînes d'approvisionnement d'autres secteurs d'activité. Nous pensons aussi que si l'on modifie les étapes d'analyse des résultats, cette méthode pourrait aussi être utilisée pour résoudre des problèmes de distribution. Il est aussi possible d'envisager d'utiliser cette méthode pour étudier l'empreinte écologique de la chaîne d'approvisionnement d'une entreprise en fonction des stratégies mises en place.

Finalement, cette étude se concentre sur les produits standards. Elle pourrait être réalisée pour les produits non standards.

RÉFÉRENCES

- Burke, G. J., Carrillo, J. E., & Vakharia, A. J. (2007). Single versus multiple supplier sourcing strategies. *European Journal of Operational Research*, 182(1), 95-112. doi:10.1016/j.ejor.2006.07.007
- Cavalcante, I. M., Frazzon, E. M., Forcellini, F. A., & Ivanov, D. (2019). A supervised machine learning approach to data-driven simulation of resilient supplier selection in digital manufacturing. *International Journal of Information Management*, 49, 86-97. doi:10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.004
- Chan, F. T. S., & Chan, H. K. (2005). Simulation modeling for comparative evaluation of supply chain management strategies. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 25(9-10), 998-1006. doi:10.1007/s00170-003-1920-7
- Chen, J. (2016). Sourcing for Quality: Cooperating with a Single Supplier or Developing Two Competing Suppliers? *Mathematical Problems in Engineering*, 2016. doi:10.1155/2016/3040343
- Costantino, N., & Pellegrino, R. (2010). Choosing between single and multiple sourcing based on supplier default risk: a real options approach. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 16(1), 27-40. doi:10.1016/j.pursup.2009.08.001
- D'Agostino, R. B. (1986). *Goodness-of-fit-techniques* (vol. 68) : CRC press.
- Dotoli, M., & Falagario, M. (2012). A hierarchical model for optimal supplier selection in multiple sourcing contexts. *International Journal of Production Research*, 50(11), 2953-2967. doi:10.1080/00207543.2011.578167
- Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Fosso Wamba, S., Roubaud, D., & Foropon, C. (2019). Empirical investigation of data analytics capability and organizational flexibility as complements to supply chain resilience. *International Journal of Production Research*. doi:10.1080/00207543.2019.1582820
- El-Khchine, R., Amar, A., Guennoun, Z. E., Bensouda, C., & Laaroussi, Y. (2018). *Machine Learning for Supply Chain's Big Data: State of the art and application to Social Networks' data*. Communication présentée à MATEC Web Conf. (France), France (vol. 200, p. 00015 (00017)). doi:10.1051/mateconf/201820000015
- Gil, A., & Frayret, J. M. (2016). Log classification in the hardwood timber industry: method and value analysis. *International Journal of Production Research*, 54(15), 4669-4688. doi:10.1080/00207543.2015.1106607
- Golini, R., & Kalchschmidt, M. (2015). Designing an expert system to support competitiveness through global sourcing. *International Journal of Production Research*, 53(13), 3836-3855. doi:10.1080/00207543.2014.974842
- Gunasekaran, A., Irani, Z., Choy, K.-L., Filippi, L., & Papadopoulos, T. (2015). Performance measures and metrics in outsourcing decisions: A review for research and applications. *International Journal of Production Economics*, 161, 153-166. doi:10.1016/j.ijpe.2014.12.021
- Gunasekaran, A., Kumar Tiwari, M., Dubey, R., & Fosso Wamba, S. (2016). Big data and predictive analytics applications in supply chain management. *Computers and Industrial Engineering*, 101, 525-527. doi:10.1016/j.cie.2016.10.020
- Jaoua, A., Riopel, D., & Gamache, M. (2012). A simulation framework for real-time fleet management in internal transport systems. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 21(1), 78-90. doi:10.1016/j.simpat.2011.10.003

- Jing, H., & Lijun, S. (2016). Backup Sourcing Decisions for Coping with Supply Disruptions under Long-Term Horizons. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2016, 6716058 (6716016). doi:10.1155/2016/6716058
- Kamalahmadi, M., & Mellat-Parast, M. (2016). *Developing a resilient supply chain through supplier flexibility and reliability assessment*. Communication présentée à International Journal of Production Research (vol. 54, p. 302-321). doi:10.1080/00207543.2015.1088971
- Kawtummachai, R., & Van Hop, N. (2005). *Order allocation in a multiple-supplier environment*. Communication présentée à International Journal of Production Economics (vol. 93-94, p. 231-238). doi:10.1016/j.ijpe.2004.06.022
- Kelle, P., & Miller, P. A. (2001). *Stockout risk and order splitting*. Communication présentée à Int. J. Prod. Econ. (Netherlands), Netherlands (vol. 71, p. 407-415). doi:10.1016/s0925-5273(00)00137-7
- Keramydas, C., Tsiolias, D., Vlachos, D., & Iakovou, E. (2015). A simulation methodology for evaluating emergency sourcing strategies of a discrete part manufacturer. *International Journal of Data Analysis Techniques and Strategies*, 7(2), 141-155. doi:10.1504/ijdots.2015.068747
- Kristianto, Y., Gunasekaran, A., & Helo, P. (2017). Building the Triple R in global manufacturing. *International Journal of Production Economics*, 183, 607-619. doi:10.1016/j.ijpe.2015.12.011
- Law, A. M. (2014). *A tutorial on design of experiments for simulation modeling*. Communication présentée à Proceedings of the Winter Simulation Conference 2014, Piscataway, NJ, USA (p. 66-80). doi:10.1109/wsc.2014.7019878
- Lev, B. (2013). Economic Order Quantity Model Extensions. Dans S. I. Gass & M. C. Fu (édit.), *Encyclopedia of Operations Research and Management Science* (p. 464-466). Boston, MA : Springer US.
- Macal, C. M., & North, M. J. (2006). *Tutorial on agent-based modeling and simulation part 2: How to model with agents*. Communication présentée à Proceedings - Winter Simulation Conference, Monterey, CA, United states (p. 73-83). doi:10.1109/wsc.2006.323040
- Manuj, I., Mentzer, J. T., & Bowers, M. R. (2009). Improving the rigor of discrete-event simulation in logistics and supply chain research. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 39(3), 172-201. doi:10.1108/09600030910951692
- Murray, P. W., Agard, B., & Barajas, M. A. (2018). ASACT - Data preparation for forecasting: A method to substitute transaction data for unavailable product consumption data. *International Journal of Production Economics*, 203, 264-275. doi:10.1016/j.ijpe.2018.07.010
- Papadopoulos, T., Gunasekaran, A., Dubey, R., Altay, N., Childe, S. J., & Fosso-Wamba, S. (2017). The role of Big Data in explaining disaster resilience in supply chains for sustainability. *Journal of Cleaner Production*, 142, 1108-1118. doi:10.1016/j.jclepro.2016.03.059
- Sharma, H., Kumar, S. J. I. J. o. S., & Research. (2016). A survey on decision tree algorithms of classification in data mining. 5(4), 2094-2097.
- Sheffi, Y. J. T. I. J. o. l. m. (2001). Supply chain management under the threat of international terrorism. 12(2), 1-11.
- Silver, E. A., & Pyke, D. F. (2013). Inventory Modeling. Dans S. I. Gass & M. C. Fu (édit.), *Encyclopedia of Operations Research and Management Science* (p. 806-815). Boston, MA : Springer US.

- Stefanovic, D., Stefanovic, N., & Radenkovic, B. (2009). Supply network modelling and simulation methodology. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 17(4), 743-766. doi:10.1016/j.simpat.2009.01.001
- Truong, N., Li, Z., Spiegler, V., Ieromonachou, P., & Yong, L. (2018). Big data analytics in supply chain management: a state-of-the-art literature review. *Computers & Operations Research*, 98, 254-264. doi:10.1016/j.cor.2017.07.004
- Tsan-Ming, C., & Lambert, J. H. (2017). Advances in Risk Analysis with Big Data. *Risk Analysis*, 37(8), 1435-1442. doi:10.1111/risa.12859
- Tsan-Ming, C., Wallace, S. W., & Yulan, W. (2018). Big Data Analytics in Operations Management. *Production and Operations Management*, 27(10), 1868-1883. doi:10.1111/poms.12838
- Veeraraghavan, S., & Scheller-Wolf, A. (2008). Now or later: A simple policy for effective dual sourcing in capacitated systems. *Operations Research*, 56(4), 850-864. doi:10.1287/opre.1080.0552
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365. doi:10.1016/j.jbusres.2016.08.009
- Zhu, S. X. (2015). Analysis of dual sourcing strategies under supply disruptions. *International Journal of Production Economics*, 170, 191-203. doi:10.1016/j.ijpe.2015.09.019

ANNEXE A PROCESSUS D'ACHAT

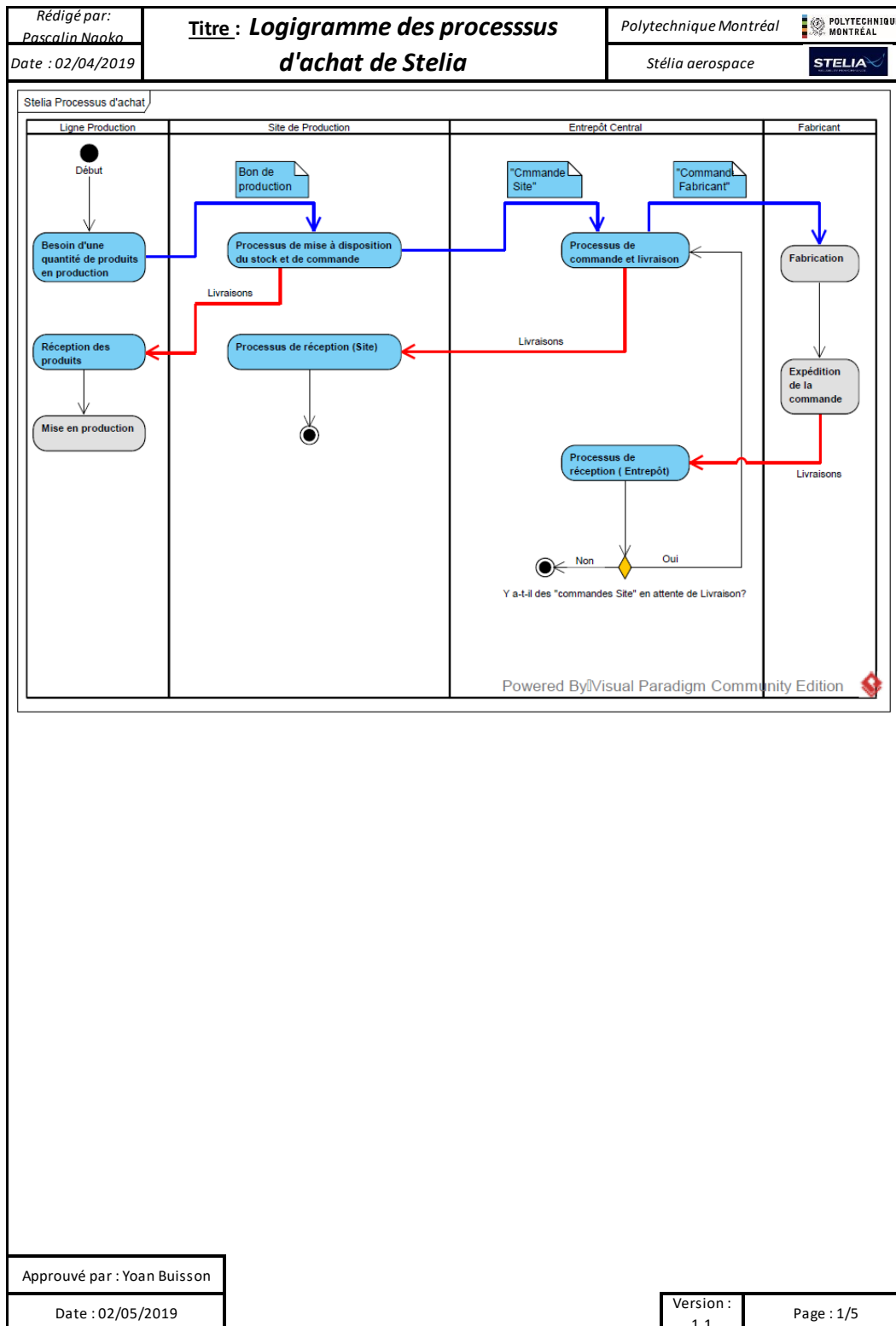


Figure A.1 : Processus d'achat

ANNEXE B PROCESSUS DE MISE À DISPOSITION DU STOCK ET DE COMMANDE (SITE)

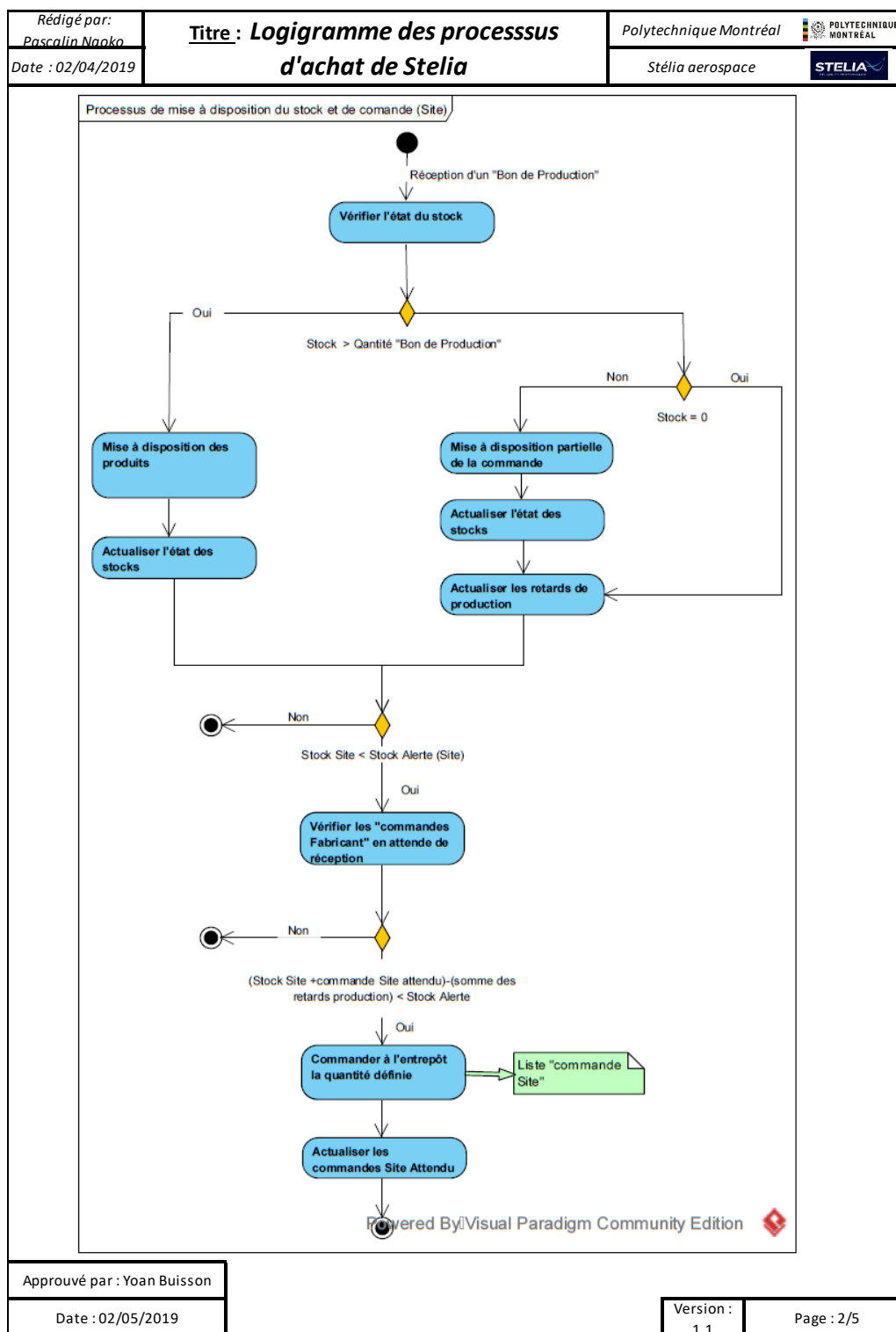


Figure B.1 : Processus de mise à disposition du stock et de commande (site)

ANNEXE C PROCESSUS DE RÉCEPTION (SITE)

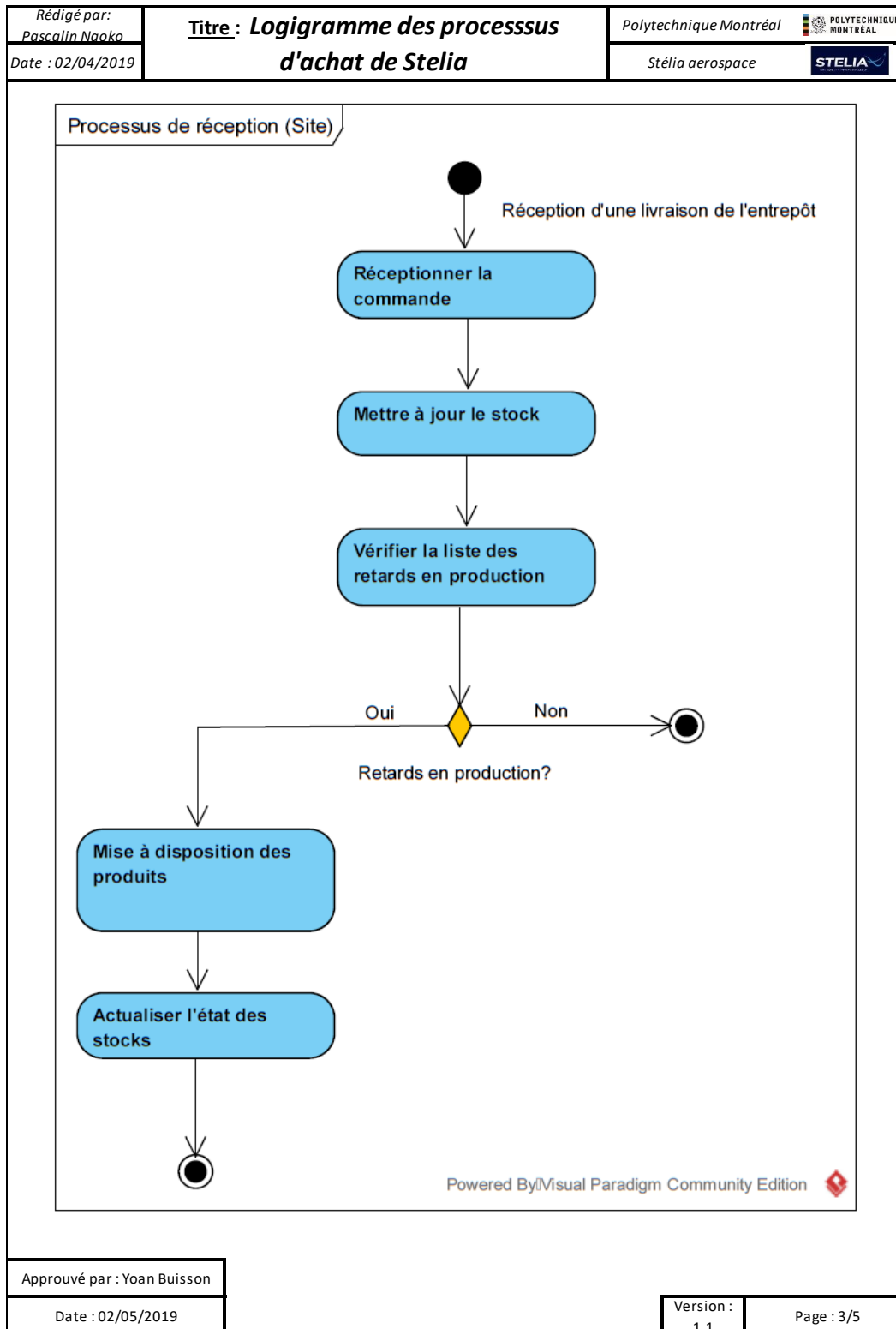


Figure C.1 : Processus de réception (site)

ANNEXE D PROCESSUS DE RÉCEPTION (ENTREPÔT)

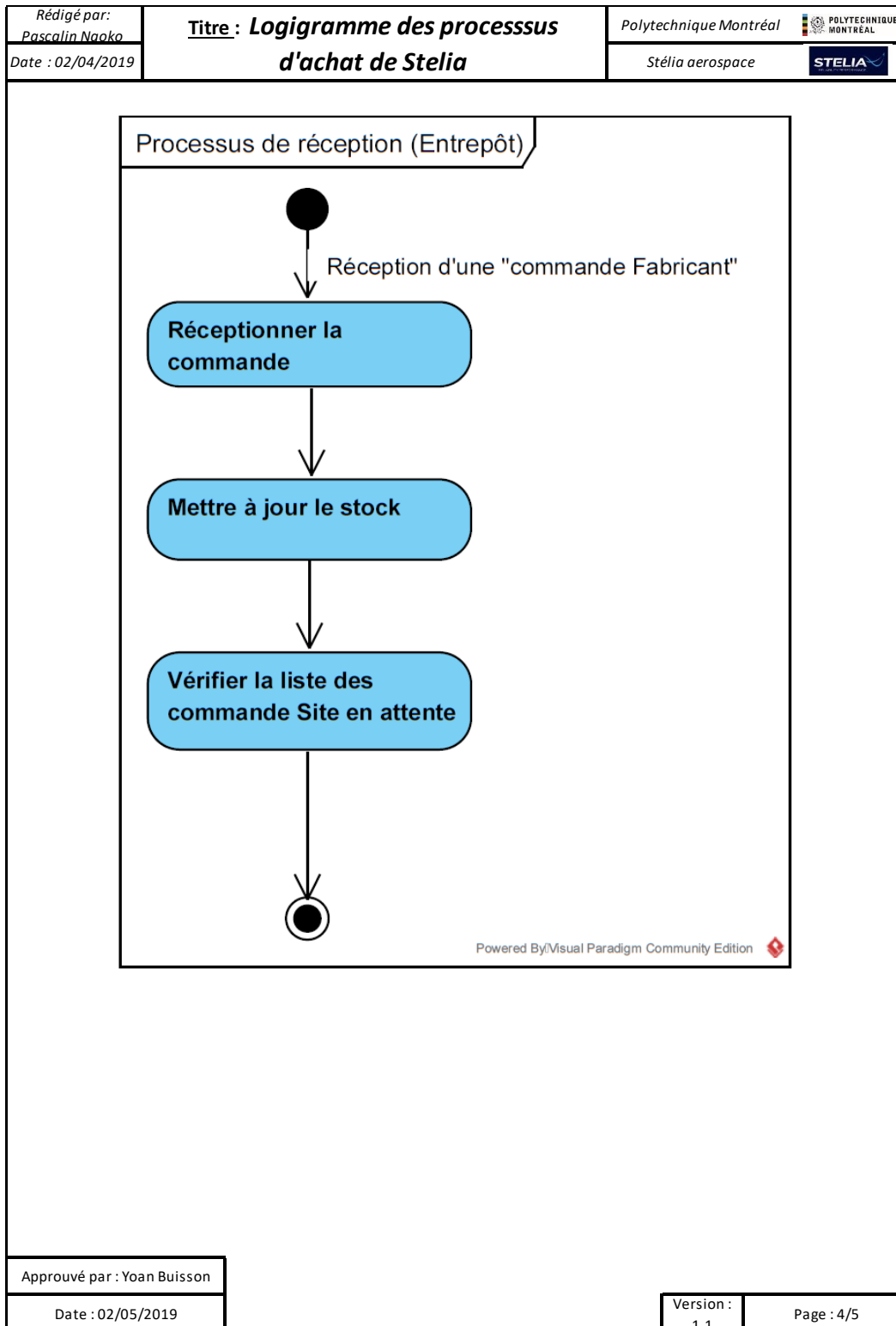


Figure D.1 : Processus de réception (entrepôt)

ANNEXE E PROCESSUS DE LIVRAISON (ENTREPÔT)

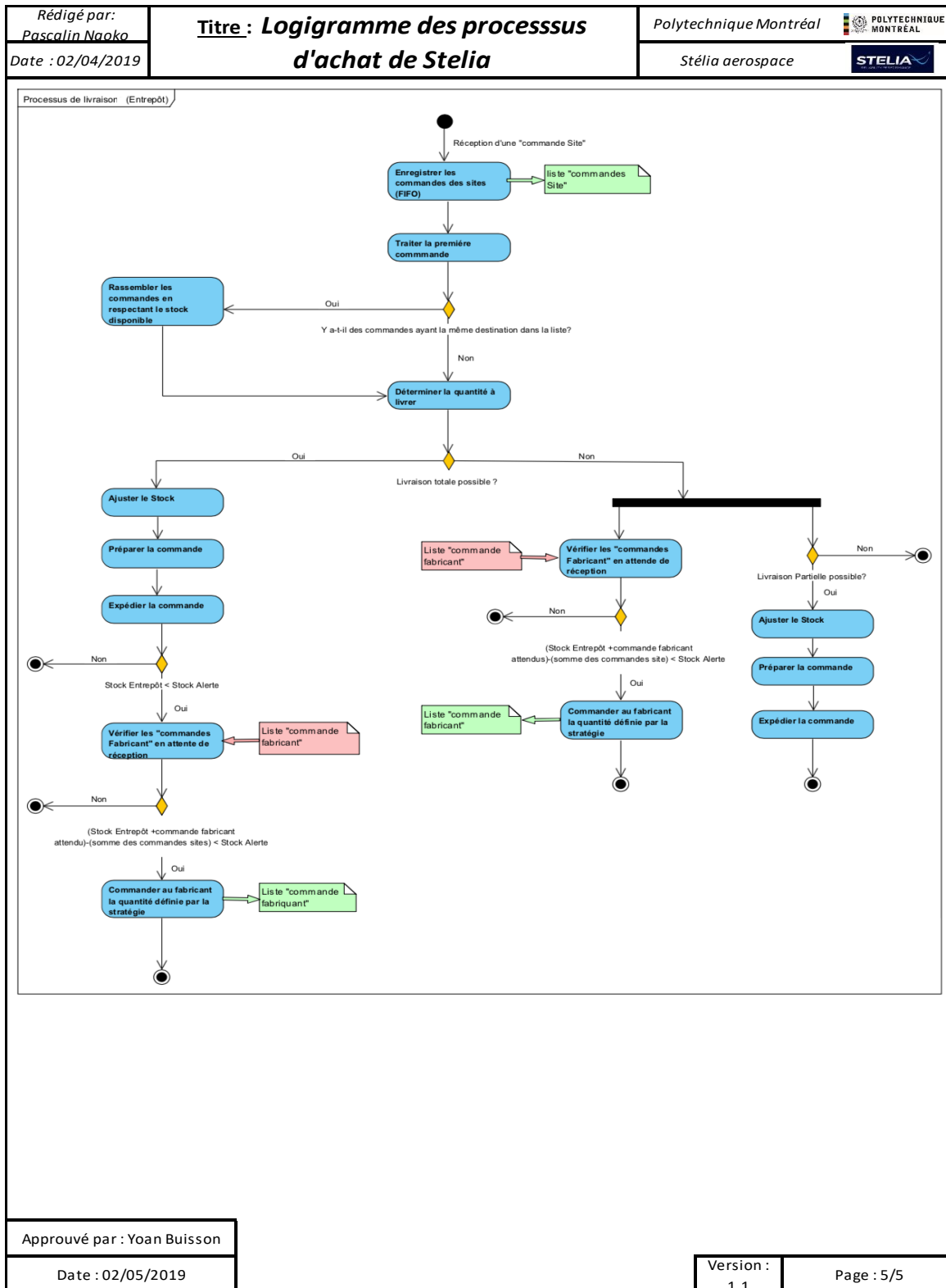


Figure E.1 : Processus de livraison (entrepôt)

ANNEXE F ENVIRONNEMENT MAIN ANYLOGIC

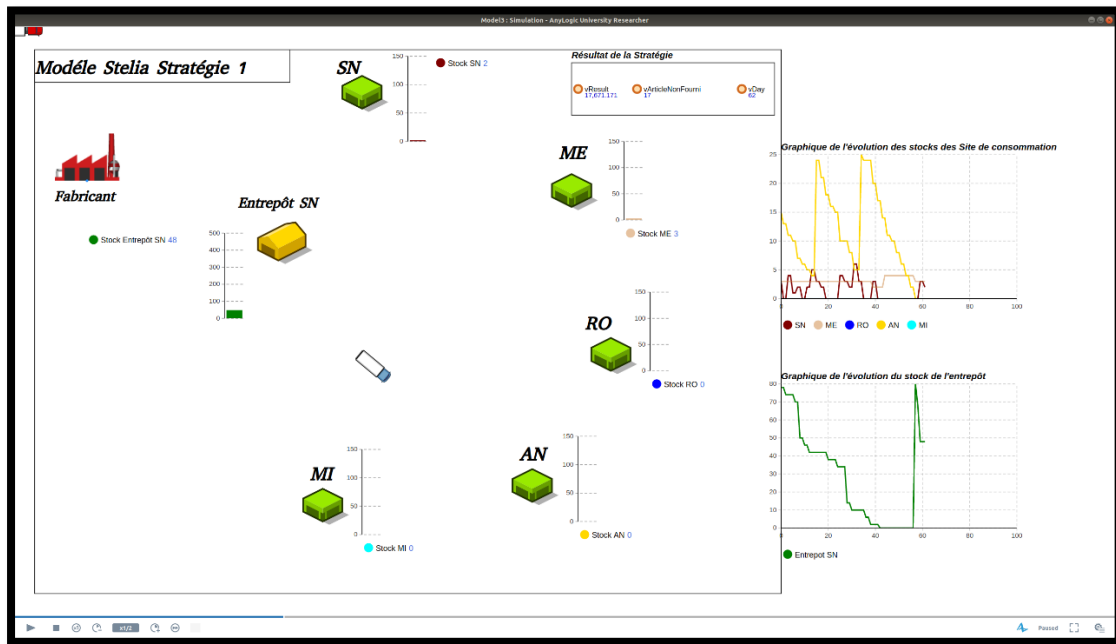


Figure F.1 : Espace de simulation

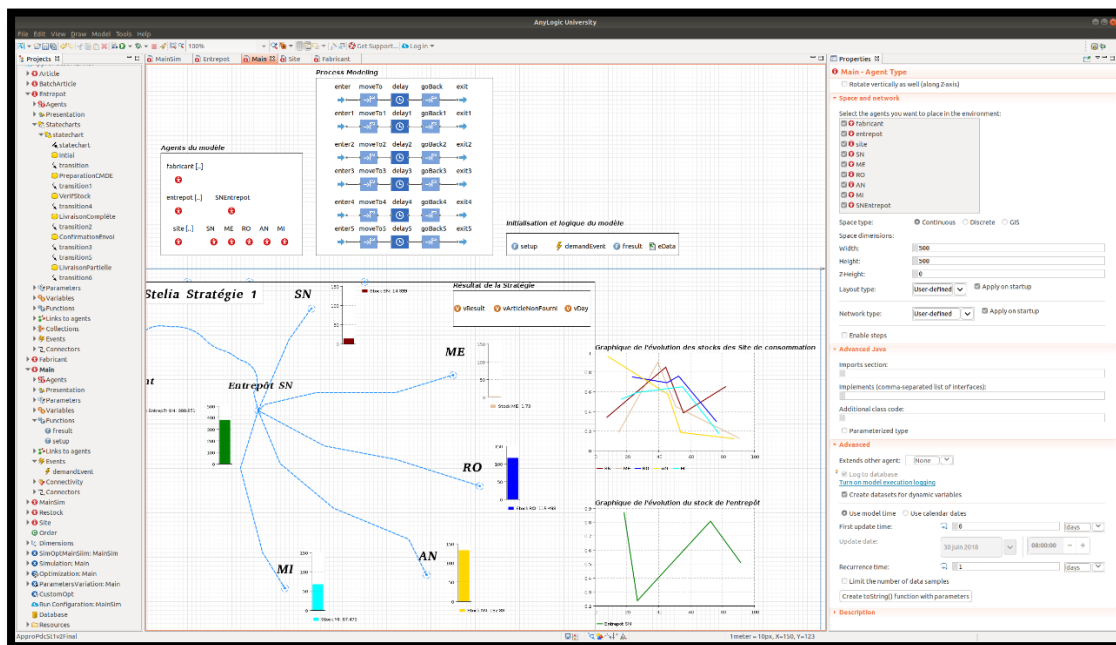


Figure F.2 : Espace de développement