



HAL
open science

Performance d'une chaîne d'approvisionnement décentralisée : Une approche de prévision collaborative par inférence

Youssef Tliche

► **To cite this version:**

Youssef Tliche. Performance d'une chaîne d'approvisionnement décentralisée : Une approche de prévision collaborative par inférence. Economies et finances. Normandie Université, 2020. Français. NNT : 2020NORMLH06 . tel-02974303

HAL Id: tel-02974303

<https://theses.hal.science/tel-02974303v1>

Submitted on 21 Oct 2020

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

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



Normandie Université

Pour obtenir le diplôme de doctorat

Spécialité Sciences de Gestion

Préparée au sein de l'Université Le Havre Normandie

**Performance d'une chaîne d'approvisionnement décentralisée :
Une approche de prévision collaborative par inférence**

Présentée et soutenue par

Youssef TLICHE

Le 11 Septembre 2020

Thèse soutenue publiquement le 11 Septembre 2020 devant le jury composé de		
Monsieur Jean-Charles BILLAUT	Professeur des Universités / Université de Tours	Président de jury
Monsieur Christophe BENAVENT	Professeur des Universités / Paris Nanterre	Rapporteur de thèse
Monsieur Jean-François LEMOINE	Professeur des Universités / Paris 1 Panthéon-Sorbonne	Rapporteur de thèse
Monsieur Olivier BADOT	Professeur des Universités / Université Caen Normandie ; ESCP Europe	Examineur de thèse
Monsieur Jean-Louis MOULINS	Professeur émérite / Université d'Aix-Marseille	Examineur de thèse
Monsieur Adnan YASSINE	Professeur des Universités / Université Le Havre Normandie	Examineur de thèse
Madame Béatrice CANEL-DEPITRE	Maître de Conférences HDR / Université Le Havre Normandie	Directrice de thèse
Monsieur Atour TAGHIPOUR	Maître de Conférences HDR / Université Le Havre Normandie	Co-directeur de thèse

Thèse dirigée par

Béatrice Canel-Depitre, Maître de Conférences HDR à l'Université Le Havre Normandie, laboratoire NIMEC

Co-dirigée par Atour Taghipour, Maître de Conférences HDR à l'Université Le Havre Normandie, laboratoire NIMEC





Dédicaces

A mes chers parents,

A ma chère fiancée,

A toute ma famille et mes amis,

A tous mes camarades et collègues,

*Qu'ils trouvent dans ce travail le témoignage de mes sincères
sentiments.*

Remerciements

Je remercie tout d'abord le Conseil Régional de Normandie, l'Union Européenne et l'Université Le Havre Normandie pour avoir accepté de financer ce travail de thèse dans le cadre du projet PERFAD et pour avoir permis sa réalisation dans des conditions optimales, tant sur le plan financier que sur le plan matériel. Ce rapport est le fruit de quatre ans de travail qui n'aurait pas été possible sans l'aide de bon nombre de personnes, à qui je tiens à présenter mes sincères remerciements.

Je tiens à remercier en premier lieu les membres de jury pour avoir accepté d'évaluer mon travail, Monsieur Christophe BENAVENT, Professeur des Universités à l'Université Paris Nanterre et Monsieur Jean-François LEMOINE, Professeur des Universités à l'Université Paris 1 Panthéon-Sorbonne, de rapporter mon manuscrit de thèse, ainsi que Monsieur Olivier BADOT, Professeur des Universités à l'Université de Caen Normandie et ESCP Europe, Monsieur Jean-Charles BILLAUT, Professeur des Universités à l'Université de Tours, Monsieur Jean-Louis MOULINS, Professeur des Universités à l'Université d'Aix-Marseille et Monsieur Adnan YASSINE, Professeur des Universités à l'Université Le Havre Normandie, d'examiner mes travaux de thèse.

Je remercie Madame Béatrice CANEL-DEPITRE, Maître de Conférences HDR au laboratoire NIMEC et Monsieur Atour TAGHIPOUR, Maître de Conférences HDR au laboratoire NIMEC pour leur encadrement, leur soutien et leur confiance, leur encouragement à la mise en valeur de l'ensemble de mes propositions, leurs disponibilités pendant toutes les étapes de la thèse, pour leur patience et pédagogie, pour m'avoir orienté vers les bonnes pistes et pour leur compréhension des contraintes. Je remercie également l'ensemble des membres du laboratoire NIMEC, corps professoral et administration, ainsi que l'Ecole Doctorale d'Economie-Gestion Normandie pour m'avoir accueilli au sein de leur structure au cours de ces années de thèse.

Une pensée aux anciens doctorants et surtout aux nouveaux, je leur souhaite bon courage. J'ai été ravi de partager un bout de chemin avec eux et je m'estime chanceux d'avoir commencé ma carrière parmi eux.

Table des matières

<i>Dédicaces</i>	1
<i>Remerciements</i>	3
<i>Table des matières</i>	5
<i>Liste des tableaux – List of tables</i>	9
<i>Liste des figures – List of figures</i>	11
<i>Liste des abréviations</i>	15
<hr/>	
Introduction générale	21
1. Cadre général de la thèse	22
2. Contexte de recherche	23
3. Problématique du projet	26
Chapitre 1 : Soubassement théorique et méthodologique de la performance d'une chaîne d'approvisionnement décentralisée	29
1.1. Etablissement du cadre théorique : Les principes	30
1.1.1. Cadre épistémologique	30
1.1.2. Revue de littérature	34
1.1.2.1. Gestion de la chaîne d'approvisionnement : Un aperçu d'histoire	36
1.1.2.2. Révolution managériale : Emergence des systèmes décentralisés	39
1.1.2.3. Effet Coup de fouet	43
1.1.2.4. Collaboration entre partenaires	51
1.1.2.5. Coordination par partage d'informations	61
1.1.2.6. Inférence de la demande en aval : L'approche DDI	66
1.1.3. Opportunités de contributions	71
1.1.4. Objectif et directions de recherche	74
1.2. Etablissement du cadre méthodologique : le Concret	75
1.2.1. Modèle de chaîne d'approvisionnement	75
1.2.2. Indicateurs de performance opérationnelle	77
1.2.3. Etude quantitative par simulation	78
Chapitre 2 : La progression sur le terrain de la connaissance	81

2.1. Article 1: Downstream Demand Inference in Decentralized Supply Chains	83
Abstract	83
2.1.1. Introduction	83
2.1.2. Literature review	86
2.1.3. Framework model assumptions	91
2.1.3.1. Mean squared error generalization and demand amplification under ARMA(p,q) demand model	92
2.1.3.2. Average inventory levels generalization under ARMA(p, q) demand model	96
2.1.4. Simulation	100
2.1.4.1. DDI sensitivity with regard to autoregressive and moving average orders and coefficients	100
2.1.4.2. DDI sensitivity with regard to Lead-time and SMA parameters	102
2.1.4.3. DDI strategy in comparison with NIS and FIS strategies	106
2.1.4.4. Simulation on Bullwhip effect	108
2.1.5. A revenue sharing contract as a practical recommendation	110
2.1.6. Conclusion	113
Synthèse de l'article 1	115
2.2. Article 2: An Improved Forecasting Approach to Reduce Inventory Levels in Decentralized Supply Chains	121
Abstract	121
2.2.1. Introduction	121
2.2.2. Literature review	127
2.2.3. Modeling approach	136
2.2.3.1. Customer's demand model and forecast method	136
2.2.3.2. Downstream actor's orders time-series structure	137
2.2.3.3. Derivation of the manufacturer's mean squared error and average inventory level expressions	138
2.2.3.4. Bullwhip effect	140
2.2.3.5. Newton method for optimal weighting	142
2.2.4. Simulation results and discussion	147
2.2.4.1. Implementation of Newton method	147
2.2.4.2. Simulation experiments	148
2.2.4.3. Discussion	159
2.2.5. Generalization for multi-level supply chains	160
2.2.6. Conclusion	163
Synthèse de l'article 2	168

2.3. Article 3: Bi-Objective optimization for Collaborative Forecasting in a Decentralized Supply Chain Using Genetic Algorithm	175
Abstract	175
2.3.1. Introduction	176
2.3.2. Literature review	177
2.3.3. Supply Chain Model and Bi-Objective Forecasting Problem	184
2.3.3.1. Supply chain model	184
2.3.3.2. Upstream Actor's Bi-Objective Forecasting Problem	186
2.3.4. Optimization Methodology	187
2.3.4.1. Multi-objective Optimization	187
2.3.4.2. Genetic Algorithm	188
2.3.5. Simulation Results and Analyses	190
2.3.5.1. Pareto optimization	190
2.3.5.2. Comparative study between WMA/GA and WMA/Newton forecasting methods	191
2.3.5.3. On the effects of switching from WMA/Newton to WMA/GA forecasting	195
2.3.6. Generalization for multi-level supply chains	200
2.3.7. Discussions and Conclusion	206
Synthèse de l'article 3	210
Conclusion générale	215
A. Apports théoriques	220
B. Contributions managériales	224
C. Limites et directions futures	228
Références	231
Annexes	259
Appendix A. Mean Squared Error generalization for $ARMA(p,q)$ demand model	259
A.1. Derivation of the forecast MSE expression under the DDI strategy	259
A.2. Derivation of the forecast MSE expression under the FIS strategy	262
A.3. Derivation of the forecast MSE expression under the NIS strategy	266
Appendix B. Projections of mean squared errors and average inventory levels behaviors on the first and second plans	271
Appendix C. Downstream actor's orders time-series structure when WMA method is adopted	275

Appendix D. Derivation of the mean squared error expression when WMA method is adopted	278
Appendix E. Derivation of the average inventory level expression when WMA method is adopted	280
Appendix F. Pareto-optimal solutions according to the specified problem (demand model)	282
Appendix G. Screenshots of some implementations	287
<i>Abstract</i>	
<i>Résumé</i>	

Liste des tableaux – List of tables

Tableau 1: Facteurs de l'effet coup de fouet	49
Tableau 2: Facteurs faisant face à la collaboration entre partenaires	59
Table 3: Recent works contributing on information sharing value	89
Table 4: Mean squared error and average inventory level results for simulated ARMA(p,q) demands under DDI strategy	100
Table 5: Simulated autoregressive and moving average coefficients' demand processes	103
Table 6: Mean squared error and average inventory level results under NIS, DDI and FIS strategies	107
Table 7: Bullwhip effect performance between SMA and MMSE methods	109
Table 8: NIS and DDI strategies results for ARMA(2,1) demand process	110
Table 9: Different situations where DDI is valuable	111
Table 10: Forecasting when DDI strategy is adopted	134
Table 11: Optimal Newton's weights for ARMA(p,q) demand models	149
Table 12 : Mean squared error and average inventory level results for ARMA(p,q) demands when NIS, DDI with SMA and DDI with WMA/Newton methods, are adopted	151
Table 13: NIS and DDI results for ARMA(2,1) demand process	161
Table 14: Average inventory level and bullwhip effect amplification according to WMA/Newton and WMA/GA with star-solution	191
Table 15: Evolution in percentage of average inventory level and bullwhip effect amplification during the transition from WMA/Newton to WMA/GA with star-solution	193
Table 16: Contribution of the linear model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecast method	195
Table 17: Analysis of variance of the linear model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method	195
Table 18: Coefficients of the linear model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method	195
Table 19: NIS and DDI results for ARMA(2,1) demand process	202

Liste des figures – List of figures

Figure 1 : Structuration des courants épistémologiques selon un ordre ontologique	31
Figure 2: Processus de revue de littérature	35
Figure 3: Principaux axes des systèmes opérationnels et systèmes de production	38
Figure 4: Système centralisé contre système décentralisé	41
Figure 5: Illustration de l'effet coup de fouet dans une chaîne d'approvisionnement en série	44
Figure 6: Confiance et collaboration pour atténuer l'effet coup de fouet	53
Figure 7: Un modèle de collaboration par partage d'informations	62
Figure 8: Schéma simplifié du principe de l'approche DDI	67
Figure 9: Exemple d'un processus ARMA(3,2) simulé	70
Figure 10: Principales directions d'élargissement du champ théorique de l'approche DDI	74
Figure 11: 3D plots of mean squared error and average inventory level behaviours under ARMA(4,1) demand model	104
Figure 12: 3D plots of mean squared error and average inventory level behaviours under ARMA(8,1) demand model	105
Figure 13: 3D plots of mean squared error and average inventory level behaviours under ARMA(8,2) demand model	105
Figure 14: 3D plots of mean squared error and average inventory level behaviours under ARMA(8,8) demand model	105
Figure 15: Principe de l'approche DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux où l'acteur en aval adopte la méthode de prévision SMA	119
Figure 16: Improvements of adopting DDI strategy with WMA/Newton method rather than adopting NIS strategy according to the moving average parameter N	153
Figure 17: Improvements of adopting DDI strategy with WMA/Newton method rather than adopting NIS strategy according to the moving average parameter L	154
Figure 18: Improvements of adopting DDI strategy with WMA/Newton method rather than adopting DDI with SMA according to the moving average parameter N	155
Figure 19: Improvements of adopting DDI strategy with WMA/Newton method rather than adopting DDI with SMA according to the lead-time L	156
Figure 20: Simulated $BEE_{MMSE}^{WMA/Newton}$ indicator according to moving average N and lead-time L	157
Figure 21: Simulated $BEE_{SMA}^{WMA/Newton}$ indicator according to moving average N and lead-time L	158

Figure 22: n-level supply chain where actors accept DDI while adopting WMA/Newton forecasting method _____	161
Figure 23: Principe de l'approche DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux où l'acteur en aval adopte la méthode de prévision WMA/Newton _____	172
Figure 24: Illustration of the bullwhip effect occurring in a two-level supply chain where the downstream actor uses the MMSE method to predict an ARMA(3,2) customer demand __	178
Figure 25: Bar graph of the evolution in percentage of average inventory level and bullwhip effect amplification during the transition from WMA/Newton to WMA/GA with star-solution _____	194
Figure 26: Illustration of the linear adjustment model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method _____	197
Figure 27: Illustration of the quadratic adjustment model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method ____	198
Figure 28: Illustration of the cubic adjustment model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method _____	199
Figure 29: n-level supply chain where actors accept DDI while adopting WMA/GA forecasting method _____	201
Figure 30: Principe de l'approche DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux où l'acteur en aval adopte la méthode de prévision WMA/GA _____	213
Figure 31: Mean squared error and average inventory level first plan projection under ARMA(4,1) demand model _____	271
Figure 32: Mean squared error and average inventory level second plan projection under ARMA(4,1) demand model _____	271
Figure 33: Mean squared error and average inventory level first plan projection under ARMA(8,1) demand model _____	272
Figure 34: Mean squared error and average inventory level second plan projection under ARMA(8,1) demand model _____	272
Figure 35: Mean squared error and average inventory level first plan projection under ARMA(8,2) demand model _____	273
Figure 36: Mean squared error and average inventory level second plan projection under ARMA(8,2) demand model _____	273

Figure 37: Mean squared error and average inventory level first plan projection under ARMA(8,8) demand model_____	274
Figure 38: Mean squared error and average inventory level second plan projection under ARMA(8,8) demand model_____	274
Figure 39: Pareto-optimal solutions for problems 1 & 2 (demand models 1 & 2)_____	282
Figure 40: Pareto-optimal solutions for problems 3 & 4 (demand models 3 & 4)_____	282
Figure 41: Pareto-optimal solutions for problems 5 & 6 (demand models 5 & 6)_____	283
Figure 42: Pareto-optimal solutions for problems 7 & 8 (demand models 7 & 8)_____	283
Figure 43: Pareto-optimal solutions for problems 9 & 10 (demand models 9 & 10)_____	284
Figure 44: Pareto-optimal solutions for problems 11 & 12 (demand models 11 & 12)_____	284
Figure 45: Pareto-optimal solutions for problems 13 & 14 (demand models 13 & 14)_____	285
Figure 46: Pareto-optimal solutions for problems 15 & 16 (demand models 15 & 16)_____	285
Figure 47: Pareto-optimal solutions for problems 17 & 18 (demand models 17 & 18)_____	286
Figure 48: Pareto-optimal solutions for problems 19 & 20 (demand models 19 & 20)_____	286
Figure 49: A screenshot of the main part of the multi-objective optimization code _____	287
Figure 50: A screenshot of a part of the BWP code_____	287
Figure 51: A screenshot of the main part of the plotting code of figure 24 _____	288

Liste des abréviations

AIAO : ARMA-in-ARMA-out

AM : Agile Manufacturing

AR : Auto Regressive

ARMA : Auto Regressive Moving Average

BOFP : Bi-Objective Forecast Problem

BEA : Bullwhip Effect Amplification

BEE : Bullwhip Effect Evolution

BWP : BullWhip effect Performance

CPFRC : Collaborative Planning, Forecasting, and Replenishment

CPM : Critical Path Method

CRM : Customer Relationship Management

CRP : Continuous Replenishment Programs

DDI : Downstream Demand Inference

DRP : Distributed Ressource Planning

EA : Evolutionary Algorithms

ECR : Efficient Consumer Response

ERP : Entreprise Resource Planning

FIS : Forecast Information Sharing

FMS : Flexible Manufacturing System

FST : Fuzzy Set Theory

GA : Genetic Algorithm

GMA : Gestion Mutualisée des Approvisionnements

GPA : Gestion Partagée des Approvisionnements

IMAR : Infinite Moving Average Representation

JIT : Just-In-Time

KKT : Karush-Kuhn-Tucker

LS : Linear equations System

MA : Moving Average

MFOP : Manufacturer's Forecast Optimization Problem

MLM : Materials Logistic Management

MMSE : Minimum Mean Squared Error

MOGA : Multi-Objective Genetic Algorithm

MOHES : Multi-Objective Hybrid Evolutionary Optimization

MRP : Material Requirements Planning

MSE : Mean Squared Error

MSM : Mutualized Supply Management

NIS : No Information Sharing

NLS : Nonlinear equations System

OFP : Order Fulfillment Performance

OUT : Order-Up-To

PERT : Program Evaluation and Review Technique

QR : Quick Response

RA : Regression Analysis

SAP : Systems, Applications and Products for data processing

SARIMA : Seasonal Auto Regressive Moving Average

SC : Supply Chain

SCM : Supply Chain Management

SES : Single Exponential Smoothing

SMA : Simple Moving Average

SPC : Statistical Process Control

SSM : Shared Supply Management

TBP : Time-Based Competition

TOC : Theory Of Constraints

TQM : Total Quality Management

VAR : Vector Auto Regressive

VMI : Vendor-Managed Inventory

WMA : Weighted Moving Average

WMA/GA : Weighted Moving Average/Genetic Algorithm

WMA/Newton method : Weighted Moving Average/Newton method

« Il est absolument possible qu'au-delà de ce que perçoivent nos sens, se cachent des mondes insoupçonnés »

Albert Einstein

Introduction générale

1. Cadre général de la thèse

Cette thèse rentre dans le cadre de l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences de Gestion de l'Université Le Havre Normandie pour l'année universitaire 2019-2020. Ce projet de thèse rentre dans le cadre du projet PERFormance des chaînes d'Approvisionnement Décentralisées (PERFAD), un projet co-financé par l'Union Européenne avec le Fonds Européen de Développement Régional et par le conseil régional de Normandie.

Le projet PERFAD était partagé par différents organismes de recherche à savoir le laboratoire NIMEC (Normandie Innovation Marché Entreprise Consommation), le LITIS (Laboratoire d'Informatique, du Traitement de l'Information et des Systèmes), le laboratoire LMAH (Laboratoire de Mathématiques Appliquées du Havre), le laboratoire CLOG (Comptoir de la logistique) et le laboratoire EMN (Logistique Terre Mer Risque). Il a débuté le 01/10/2016 et s'est clôturé le 31/12/2019.

Diplômé d'une formation de Master 2 professionnel en Actuariat et Ingénierie Mathématique en Assurance et Finance (AIMAF) de l'Université Le Havre Normandie en 2016 et d'une formation d'Ingénieur en Statistiques et Analyse de l'Information (ISAI) de l'Ecole Supérieure de la Statistique et de l'Analyse de l'Information de Tunis en 2015, j'ai appris à apprécier tout ce qui est en relation avec la recherche scientifique. J'ai alors décidé de poursuivre mes études de Doctorat, une formation qui m'a permis tout d'abord d'avoir un aperçu sur l'étendue de la science et de son rayonnement, d'approfondir mes connaissances en Sciences de Gestion, de creuser la littérature, de sélectionner une opportunité de recherche, et enfin de mettre en application et en test, une partie de mes compétences acquises aux intérêts des sciences de gestion. L'intérêt porté aux Sciences de Gestion est motivé par une conviction personnelle : les sciences de gestion représentent la plus vaste étude interdisciplinaire qui englobe dans un sens, toutes les sciences développées par l'être humain dans le but d'améliorer autant que possible « sa vie » dans son monde. Des outils tels que la philosophie, le droit, l'économie, les mathématiques, la chimie, l'algorithmique, ou encore les statistiques n'ont été développés que pour répondre à des questions liées à la compréhension de la « Réalité » et à la **gestion** du « Réel » dans lequel l'être humain vit. D'ailleurs, à travers l'histoire ancienne et contemporaine, les plus grands scientifiques étaient souvent, si ce n'est dans la quasi-totalité des cas, des chercheurs qui maîtrisaient plusieurs outils scientifiques dans le but d'élargir leurs champs de connaissances, de cultiver différents points de vue, de combiner diverses notions et approches, et de récolter une imagination plus large. Ce travail de thèse accentue ainsi l'interdisciplinarité des sciences modernes et met en évidence la capacité de la

complémentarité de différentes disciplines à résoudre une problématique donnée en Sciences de Gestion, et plus particulièrement en gestion des chaînes d'approvisionnement.

L'objectif de ce projet de thèse est de fournir un travail théorique solide dans le but d'élargir le champ d'applications pratiques en sciences de gestion, assisté par un travail de simulation développé dans le but de valider la théorie établie. Ce travail de thèse sera un support aux praticiens et aux futurs chercheurs qui souhaiteraient s'inscrire dans ce courant de recherche.

2. Contexte de recherche

Dans un monde économique de plus en plus complexe, l'évolution du domaine de la gestion des opérations dans les chaînes d'approvisionnement n'a cessé d'attirer l'attention des chercheurs et des professionnels. Forrester (1958) a introduit une théorie de la gestion des opérations et de la distribution reconnaissant la nature intégrée des relations organisationnelles. Parce que les organisations sont imbriquées, l'auteur a conclu que la dynamique du système peut influencer l'exécution des fonctions telles que la recherche, l'ingénierie, les ventes et la promotion. L'auteur a illustré ce phénomène en adoptant une simulation des flux d'informations des commandes et de leurs influences, ainsi que les performances d'approvisionnement, de production et de distribution des acteurs de la chaîne d'approvisionnement. Examinant une projection dans le futur, Forrester a proposé qu'après une période de recherche et de développement faisant appel à des techniques analytiques de base, il y aura des avantages pour les dirigeants pionniers, qui ont été les premiers à améliorer leur compréhension des interrelations existantes entre les fonctions distinctes de l'entreprise et entre l'entreprise et ses marchés, son industrie et son économie locale. Bien que son article date de plus de soixante ans, il semble que Forrester ait identifié les principaux problèmes de la gestion et ait illustré la dynamique des facteurs associés au phénomène mentionné dans la littérature économique contemporaine sous le nom de la gestion de la chaîne d'approvisionnement (*Supply Chain Management, SCM*).

Le terme SCM a pris de l'importance au cours des quarante dernières années (Fabbe-Costes et al., 2018). Par exemple, lors de la conférence annuelle de 1995 du conseil de gestion de la logistique (*Annual Conference of the Council of Logistics Management*), 13,5% des titres des sessions simultanées contenaient les mots chaîne d'approvisionnement (*Supply Chain, SC*). Lors de la conférence de 1997, seulement deux ans plus tard, le nombre de sessions contenant le terme est passé à 22,4% (Cooper et al., 1997). De plus, ce terme a été fréquemment utilisé pour décrire les responsabilités exécutives dans les entreprises (La Londe, 1997). De nos jours,

la SCM est devenue un sujet d'actualité omniprésent ; il est difficile de trouver une conférence sur la fabrication, la distribution, le marketing, la gestion de la clientèle ou le transport, sans avoir un article ou un sujet lié à la gestion de la chaîne d'approvisionnement.

Malgré la popularité du terme SCM, tant dans le monde universitaire que dans le monde industriel, il existe une confusion considérable quant à sa signification. Certains auteurs définissent la SCM en termes opérationnels impliquant le flux de matériaux et de produits, certains la voient comme une philosophie de gestion, et certains la considèrent comme un processus de gestion (Tyndall et *al.*, 1998). Des auteurs ont même conceptualisé la SCM différemment dans le même article : en tant que système intégré verticalement entre des identités distinctes d'une part, et comme philosophie de gestion d'autre part (Cooper & Ellram, 1993). Les discussions portant sur la SCM utilisent souvent une terminologie compliquée, limitant ainsi les compréhensions du concept et de son efficacité pour une application pratique (Ross, 1998).

Pour comprendre l'intérêt de la SCM, il faut tout d'abord définir ce que peut être une chaîne d'approvisionnement. La définition d'une chaîne d'approvisionnement semble être plus intuitive et plus courante chez les auteurs que la définition de la SCM.

- La Londe et Masters (1994) ont défini une chaîne d'approvisionnement comme étant un ensemble d'entreprises qui transmettent des matériaux en aval. Plusieurs entreprises indépendantes sont impliquées dans la fabrication et la livraison d'un ou de plusieurs produits à l'utilisateur final : les fournisseurs de matières premières, les fabricants de composants, les assembleurs de composants, les grossistes, les détaillants et les sociétés de transport sont tous membres d'une chaîne d'approvisionnement.
- De même, Lambert et *al.* (1998) ont élargi la définition d'une chaîne d'approvisionnement pour inclure les chaînes d'approvisionnement délivrant un service au client final. Ces auteurs ont défini la chaîne par l'alignement horizontal des entreprises qui mettent des produits ou des services sur le marché.
- Une autre définition indique qu'une chaîne d'approvisionnement est le réseau d'organisations, des différents liens en amont et en aval, dont les différents processus et activités génèrent de la valeur sous forme de produits et/ou services livrés à un consommateur final (Christopher, 2005).

Les trois définitions ci-dessus se mettent alors d'accord qu'une chaîne d'approvisionnement est composée de plusieurs acteurs, à la fois en amont (présentant l'offre) et en aval (présentant

la demande). Certaines définitions de la chaîne d'approvisionnement incluent même le consommateur final en tant que partie intégrante de la chaîne d'approvisionnement, alors que d'autres considèrent le consommateur final comme une partie externe à la chaîne. Compte tenu de ces définitions, et aux fins de la présente thèse, une chaîne d'approvisionnement est définie comme étant l'ensemble de deux ou plusieurs acteurs économiques (organisations ou individus) directement impliqués dans la génération en amont et en aval des flux matériels, monétaires, informationnels, dans le but de livrer au moins, un produit et/ou un service à un client final.

La SCM s'intéresse donc aux questions liées à la gestion des chaînes d'approvisionnement. A travers le temps, les dirigeants ont appris à considérer leurs entreprises comme un système de processus étroitement liés qui fournit des produits et/ou des services aux clients. Aujourd'hui, dans un mode de gouvernance de plus en plus décentralisé, ces dirigeants reconnaissent que leurs entreprises ne sont que des maillons d'une chaîne d'approvisionnement dont l'objectif est de servir un client final. En augmentant l'intégration de l'ensemble de la chaîne d'approvisionnement, toutes les entreprises de la chaîne peuvent augmenter leurs bénéfices. Des secteurs entiers de production et de services ont embrassé la SCM afin d'identifier et de tirer parti des nouvelles sources d'amélioration de la compétitivité des entreprises. La SCM propose des stratégies et des méthodes qui permettent l'augmentation des performances des chaînes d'approvisionnement, et plus particulièrement la diminution des coûts liés à une mauvaise coordination des opérations des partenaires.

Plusieurs raisons expliquent la popularité du concept. Parmi ces raisons, trois grands changements environnementaux se sont distingués. Premièrement, la technologie a été largement développée pour simplifier la communication entre les partenaires d'une chaîne d'approvisionnement (Vanpoucke et *al.*, 2017). Deuxièmement, de nouveaux paradigmes de gestion ont été développés et sont largement partagés par les membres de la chaîne d'approvisionnement, de sorte qu'il est plus simple pour ces gestionnaires de coordonner leurs efforts (Jaradat et *al.*, 2017). Troisièmement, le développement d'une main-d'œuvre hautement qualifiée permet aux employés à chaque étape de la chaîne d'approvisionnement d'assumer la responsabilité et l'autorité nécessaires pour prendre rapidement les décisions et les mesures requises pour coordonner les opérations dans la chaîne d'approvisionnement (Flöthmann et *al.*, 2018). Bien que ces changements mettent l'accent sur la chaîne d'approvisionnement et la rendent possible, c'est la concurrence sur le marché qui pousse les entreprises à faire de la SCM une réalité. Les acteurs économiques qui maîtrisent la SCM acquièrent un avantage concurrentiel. Les entreprises se font davantage concurrence aujourd'hui sur la base des

performances des chaînes d'approvisionnement (délai de livraison, qualité de produit, coûts, prix, etc.). Fournir un produit fiable et sans défaut au client le plus rapidement possible fait que cette concurrence n'est plus considérée comme un avantage, mais plutôt une condition d'existence sur le marché. Les clients exigent des produits d'une manière quasi-constante, livrés rapidement, exactement à l'heure, et sans accidents. Cette orientation globale, une performance accrue basée sur la concurrence, conjuguée à l'évolution rapide de la technologie et des conditions économiques, contribuent toutes à l'incertitude du marché, qui nécessite une plus grande flexibilité de la part des entreprises individuelles dans les chaînes d'approvisionnement. La SCM est ainsi synonyme d'emplois et d'argent.

3. Problématique du projet

Vu les circonstances du monde dans lequel nous vivons, les entreprises se tournent de plus en plus vers la mondialisation, source d'approvisionnement et de réduction de coûts. La distribution, tout d'abord géographique, puis informationnelle et décisionnelle, a abouti à une nouvelle approche d'études et de recherches scientifiques : il s'agit de l'étude des systèmes décentralisés. A l'encontre des systèmes centralisés, les approches décentralisées se caractérisent par une distribution de la gouvernance. Cela implique que les acteurs, dans le cadre d'une chaîne d'approvisionnement, ne sont pas dirigés par un gouverneur central : ces acteurs ne possèdent pas les mêmes informations et ne coordonnent pas leurs décisions et actions, puisque chaque acteur cherche à maximiser ses propres objectifs, sans considération des objectifs des partenaires. Une chaîne d'approvisionnement décentralisée se caractérise donc par des agents indépendants à information asymétrique et à opérations non coordonnées. L'abstention au partage d'informations est souvent liée à différentes politiques de confidentialité développées au sein des entreprises, à la qualité des informations partagées et souvent mises en question, ou encore à des incompatibilités des systèmes d'information. Par conséquent, chaque acteur possède son propre ensemble de données et tente de maximiser ses profits (minimiser les niveaux de stocks, les erreurs de prévision, le délai de livraison, les coûts de gestion, les coûts de production, les coûts de distribution, etc.) en fonction de plusieurs paramètres locaux. Ces acteurs contrôlent leurs propres activités en ignorant la performance globale de toute la chaîne d'approvisionnement. Ces décisions sont appelées des décisions « myopes ».

Avec l'émergence des systèmes distribués, plusieurs chercheurs (Giannoccaro, 2018 ; Bagul & Mukherjee, 2019 ; Ding & Kaminsky, 2019 ; Duan et al., 2020) se sont mis à étudier ce phénomène et à comparer les performances des : chaînes décentralisées vs chaînes centralisées.

La notion de performance est très large et diffère selon la problématique traitée et les scénarios étudiés. Même dans le cas où la problématique est unique, la performance des systèmes complexes diffère selon les auteurs. Parmi les indicateurs de performance développés dans le domaine de la gestion des chaînes d'approvisionnement, nous trouvons les coûts de fabrication, les coûts de distribution, les coûts totaux de la chaîne, les niveaux d'inventaire et les coûts d'approvisionnement, les délais d'expédition et de livraison, le taux de roulement monétaire, le chiffre d'affaires, les erreurs de prévision, et bien d'autres. L'étude des performances des chaînes d'approvisionnement décentralisées ont montré des résultats médiocres lorsqu'elles sont comparées à celles des chaînes centralisées (Lee et *al.*, 2000 ; Ali et *al.*, 2017 ; Giannoccaro, 2018). Par conséquent, le phénomène de décentralisation a incité les entreprises à chercher des solutions plus efficaces, moyens de coordonner les flux matériels, financiers et informationnels entrants et sortants de l'entreprise (Khan & Baseer, 2016).

Au cours des quinze dernières années, un mouvement d'intégration des partenaires commerciaux visant à mettre en œuvre des processus de réapprovisionnement avancés et collaboratifs s'est développé, façonnant ainsi le nouveau visage de la SCM contemporaine.

Le projet PERFAD a pour objectif de répondre à cette question de recherche :

« **Comment coordonner les plans à court terme des chaînes d'approvisionnement décentralisées de manière à minimiser les coûts attribuables à une mauvaise coordination des opérations ?** » Son objet de recherche est *la conception de systèmes de planification décentralisée dans un contexte d'entreprises manufacturières offrant des produits et/ou des services, et de vérifier la performance du système proposé en la comparant avec d'autres approches pratiques et théoriques*. Le projet a adopté comme méthodologie la construction d'outils décisionnels répondant à la problématique énoncée, de les tester et de les comparer du point de vue de leurs performances par rapport à des approches existantes dans l'industrie et dans la littérature. C'est dans ce cadre général que s'inscrit l'actuel travail de thèse.

Partant de cette problématique, nous commençons par l'établissement du champ théorique. Nous faisons le balayage sur les grandes transformations rentrant dans notre cadre de recherche. A partir d'une opportunité de recherche, nous établissons notre objectif, les directions de recherche, ainsi que la méthodologie de nos travaux de thèse.

Notre thèse se structure donc en une introduction, deux chapitres et une conclusion générale.

Dans le premier chapitre, nous procéderons à la définition de notre cadre théorique et cadre méthodologique. Au niveau du cadre théorique, il s'agit de se positionner dans un cadre épistémologique interprétativiste, d'établir la revue de littérature, ainsi que la définition des opportunités de contributions qui portera sur une approche de prévision collaborative. Quant au cadre méthodologique, nous présenterons notre terrain théorique d'étude (modèle de chaîne d'approvisionnement de base et indicateurs de performance opérationnelle) ainsi que la démarche adoptée dans nos analyses.

Le second chapitre est scindé en trois articles rédigés en langue anglaise pour des raisons qui seront expliquées ultérieurement. Chaque article est cloturé par une synthèse en langue française résumant ainsi les apports théoriques et managériaux. Ces trois articles portent sur l'approche de prévision collaborative identifiée comme une opportunité de contribution en gestion des chaînes d'approvisionnement. Cette approche sera présentée en détail et fera l'objet de différentes directions de recherches préétablies dans le premier chapitre.

Enfin, dans la conclusion générale, nous présenterons nos apports théoriques, nos contributions managériales, ainsi que les limites et les directions futures de nos travaux de thèse.

**Chapitre 1 : Soubassement
théorique et méthodologique de la
performance d'une chaîne
d'approvisionnement
décentralisée**

1.1. Etablissement du cadre théorique : Les principes

Cette partie a pour objectif de préciser notre démarche théorique, à savoir le cadre épistémologique et la revue de littérature dans lequel notre travail compte s'inscrire, ainsi que les opportunités de recherche identifiées.

1.1.1. Cadre épistémologique

Notre posture épistémologique repose sur un paradigme interprétativiste destiné à saisir la multiplicité des interprétations et la façon dont elles se sont construites.

A l'heure actuelle, il existe plusieurs courants épistémologiques en sciences de gestion (Avenier & Thomas, 2012). La science s'est développée depuis à peu près deux cents ans dans un cadre à peu près unique qui est le cadre positiviste : « Il existe un Réel tel qu'il est en lui-même, et ce Réel est connaissable ». Le Réel est indépendant du sujet observant et de l'attention que lui porte le sujet observant. C'est ce qu'on appelle une hypothèse d'ordre anthologique. Elle porte sur ce qui « est » et c'est un postulat. Cette hypothèse est d'ordre épistémique puisqu'elle traite de la connaissance.

Un cadre épistémologique est donc la spécification de ce que sont les hypothèses fondatrices d'ordre épistémiques et d'ordre anthologique sur ce qui est connaissable et ce qui est éventuellement existant (Gavard-Perret et *al.*, 2012). Evidemment, il y'a des cadres où on ne pose pas d'hypothèses fondatrices sur ce qui existe. Etablir le lien entre la théorie et la pratique est essentiel dans la construction de la connaissance. Lors de la construction de cette connaissance, il faut savoir ce que l'on considère de la connaissance.

C'est ce qui s'est passé par exemple au début du vingtième siècle avec le célèbre scientifique Albert Einstein. Se passant dans le grand silence, l'effondrement de deux, voire trois siècles de connaissances qui sont brusquement remis en cause, parce que justement, à travers ses théories de relativité générale et de relativité restreinte, Einstein a rendu suspecte, ou a montré que ce postulat ou assumption que le Réel est bien dépendant de l'objet ou du sujet observant (Damour, 2005).

La science de gestion adopte des théories de la connaissance qui sont adaptées à l'échelle humaine et sociale. Ainsi, nous distinguons quatre grands courants épistémologiques : le courant positiviste ou post-positiviste, le courant réaliste critique, le courant constructiviste radical ou pragmatique et le courant interprétativiste. Ces quatre courants définissent les

combinaisons possibles sur les hypothèses d'ordre ontologique et d'ordre épistémique sur le postulat « Il existe un Réel tel qu'il est en lui-même, et ce Réel est connaissable ». Le cadre du positivisme ou post-positivisme se contente de ce postulat. Auguste Comte est considéré comme le père fondateur du Positivisme, avec son postulat de base : « Considéré d'abord dans son acception la plus ancienne et la plus commune, le mot positif désigné le RÉEL, par opposition au chimérique. » (Le Moigne, 1990). Le courant du réalisme critique ajoute à ce postulat que le Réel existant est structuré et possède certaines propriétés. Roy Bhaskar, considéré comme le père fondateur de ce courant, postule que c'est la représentation référentielle qui est saisie par le repère, et non la réalité elle-même auxquelles ces représentations réfèrent (Vandenberghe, 2007). C'est ce qu'on appelle les hypothèses d'ordre ontologique fortes. Le cadre du constructivisme pragmatique affirme qu'on ne peut connaître que ce que l'on expérimente du Réel (Le Moigne, 1995). On ne sait pas s'il existe un Réel tel qu'il est en lui-même puisque l'on ne connaît que ce qu'on perçoit à travers ses sens. Chaque sujet connaît sa propre expérience d'un Réel. Par exemple, si nous regardons un cylindre par-dessus, nous allons apercevoir un cercle alors que la vue de face va donner un rectangle. Il en est de même pour les notions des distances, du temps et de la masse, dont la théorie d'Einstein a montré qu'elles sont des variables en fonction de la vitesse du repère et non pas des constantes absolues. La « position » dans son sens absolu change l'aperçu des choses et l'expérience du Réel va être différente. Il s'agit donc du même phénomène mais vu sous différents angles. Enfin, le cadre interprétativiste dit que le Réel dépend de l'objet ou du sujet qui le regarde. C'est donc le sujet qui crée son propre objet d'étude et sa propre réalité (Avenier & Thomas, 2012). La figure 1 montre les quatre grands courants adoptés en sciences de gestion avec un ordre ontologique.

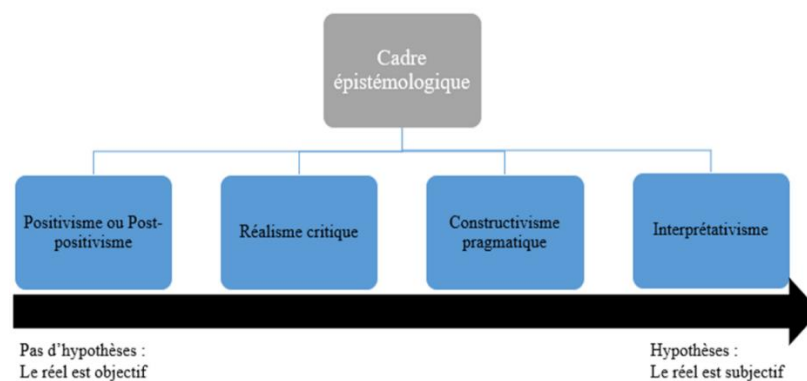


Figure 1 : Structuration des courants épistémologiques selon un ordre ontologique

Tout d'abord, nous reconnaissons le principe positiviste ou post-positiviste des « choses ». Le Réel est unique, et ne doit pas dépendre du sujet qui l'interprète, y compris le Réel du sujet lui-même. Cependant, notre travail de recherche repose sur un positionnement interprétativiste. Cette adoption est expliquée par notre reconnaissance implicite que la réalité ne peut pas être atteinte, dans sa nature et sa structure complètes, par l'Homme. La raison de notre positionnement est simple. La connaissance humaine est basée sur l'entassement des connaissances au fil du temps, qui elles-mêmes sont basées sur les capacités « sensorielles » de l'être humain. Même les bouleversements brusques et la remise en question de certaines « vérités » ou interprétations font partie de cette accumulation de connaissances. Les capacités sensorielles humaines comprennent, comme nous le savons tous, la vue, le toucher, l'odorat, l'ouïe et le goût. Chacune de ces capacités est limitée dans le temps et l'espace. Les notions même de temps et d'espace telles que définies, ne peuvent pas représenter la structure réelle dans toute sa complexité. Nous considérons que le Réel est une structure de dimensions « infinies » et que l'assemblage des connaissances ne fait qu'agrandir le champ de connaissance « dans ses dimensions » mais il ne l'atteint pas. Chaque tentative dans la contribution à cette connaissance ne touche qu'un aspect, une dimension, un objet, un sens, une vision, de cette réalité « de dimension infinie » par rapport à l'Homme. La notion de l'infini est peut-être la plus représentative de l'incapacité humaine à atteindre la réalité dans son « complet ». Par exemple, nous percevons au quotidien un Réel interprété par trois dimensions géographiques. Pourtant, nous savons que rien n'empêche une quatrième, voire plus de dimensions géographiques dont nos sens ne peuvent pas atteindre. Des structures telles que l'hypercube ou l'hypersphère représentent cette problématique sous son aspect physique (Baas, 2006). Un hypercube projeté dans notre espace à trois dimensions affiche un cube tel que nous le connaissons, et de la même manière, une hypersphère projetée dans ce même espace affiche une sphère tel que nous la connaissons. Il nous paraît clair donc que le Réel ne peut pas être traité dans sa « globalité ».

- Nous ne connaissons pas à l'avance ce que nous pouvons découvrir. Nous en avons seulement une idée au préalable, à partir d'un point de vue (un repère). Nous partons d'un empirisme logique (Eames, 1983) pour construire des règles générales relativistes. Le fait que notre recherche traite une problématique adoptant la notion de performance (modélisation) au cœur de son sujet (principalement basée sur la notion temporelle, une notion « relative » créée par l'Homme) implique que nous nous positionnons dans un cadre

interprétativiste. Nous énonçons les fondamentaux de ce courant tels que présentés par David (1999) :

- Principe de représentabilité de l'expérience du Réel (hypothèse relativiste): « *la connaissance est la recherche de la manière de penser et de se comporter qui conviennent.* » Nous pouvons modéliser le Réel que nous expérimentons et la vérité résulte de l'adéquation de nos modèles à la réalité expérimentée.
- Principe de l'univers construit : « *les représentations du monde sont téléologiques, l'intelligence organise le monde en s'organisant elle-même* » Nous pouvons acquérir de la connaissance, pas forcément par la découverte des nécessités mais par l'actualisation des possibles.
- Principe de l'interaction sujet-objet : « *l'interaction entre le sujet et l'objet (plus précisément : l'image de l'objet) est constitutive de la construction de la connaissance* ». Nous pouvons construire le Réel à partir d'une infinité d'images collectées par des sujets sur une infinité de dimensions.
- Principe de l'argumentation générale : « *la logique disjonctive n'est qu'une manière de raisonner parmi d'autres et n'a pas besoin d'être posée comme naturelle.* » Nous pouvons produire des énoncés logiquement raisonnés à travers l'emploi de la ruse, l'induction, la déduction et la délibération heuristique.
- Principe d'action intelligente : « *le scientifique contemporain est un concepteur-observateur-modélisateur. Le principe d'action intelligente décrit l'élaboration, par toute forme de raisonnement descriptible a posteriori, d'une stratégie d'action proposant une correspondance adéquate (convenable) entre une situation perçue et un projet conçu par le système au comportement duquel on s'intéresse.* » Nous agissons selon un plan élaboré qui propose une adéquation entre l'objet de recherche et une conception au comportement de cet objet.

La forme de raisonnement de notre travail adopte une démarche hypothético-inductive/déductive : la recherche consiste à superposer la déduction et l'induction (Beaugrand, 1988). La déduction consiste à tirer une conséquence à partir d'une règle générale et d'une observation empirique. L'induction quant à elle, consiste à trouver une règle générale qui pourrait rendre compte de la conséquence si l'observation empirique est vraie. Dans notre cas, le raisonnement inductif précède le raisonnement déductif. Nous adoptons cette démarche qui permet d'une part de donner au lecteur la possibilité de suivre précisément la manière dont les

interprétations ont été élaborées, et d'autre part de communiquer au lecteur le plus d'informations possibles pour lui faciliter une éventuelle mobilisation de ces connaissances dans un autre contexte.

Les données de notre recherche sont dépendantes : nous construisons nos propres données, qui simulent une dimension interprétative de la réalité (Performance en fonction du Temps). Ces données résultent de notre expérience et de nos propres représentations de la réalité (Le Moigne, 1990).

1.1.2. Revue de littérature

Il s'agit de définir le domaine de littérature théorique vis-à-vis duquel nous comptons considérer notre terrain de recherche. Par définition, un Chercheur ne connaît pas d'avance ce qu'il va trouver comme résultats. Partant de ce principe, la présente littérature « non-exhaustive » a comme objectif de constituer un fil conducteur solide délimitant notre cadre de recherche bibliographique.

Cette étude adopte une revue systématique de la littérature comme recherche méthodologique. Une revue systématique de la littérature permet d'analyser l'évolution sur un domaine de recherche particulier, et de décrire l'état actuel de la technique en développant un domaine de connaissance, en identifiant les possibilités de la recherche et la prévention d'efforts coûteux, répétitifs et infructueux (Denyer & Tranfield, 2009).

L'examen de la littérature a été effectué en six étapes : La première étape présente brièvement les grandes transformations historiques en sciences de gestion. La deuxième étape a pour objectif d'illustrer le caractère décentralisé des systèmes modernes. La troisième étape illustre un problème récurrent identifié comme un indicateur pertinent de la performance dans la gestion des chaînes d'approvisionnement décentralisées. La quatrième étape identifie les principales approches collaboratives dans le but d'améliorer les performances des chaînes décentralisées. La cinquième étape aborde de plus près l'une des solutions managériales les plus communes dans la gestion de la chaîne d'approvisionnement. Il s'agit de réviser la politique du partage d'informations ainsi que ses limites. La sixième étape présente une approche de prévision collaborative récente faisant débat dans le milieu scientifique. Il s'agit d'une approche qui permet de franchir les barrières du partage d'informations à travers la modélisation et l'inférence. La figure 2 schématise la démarche suivie pour établir la revue de littérature en allant du cadre général au cadre spécifique.

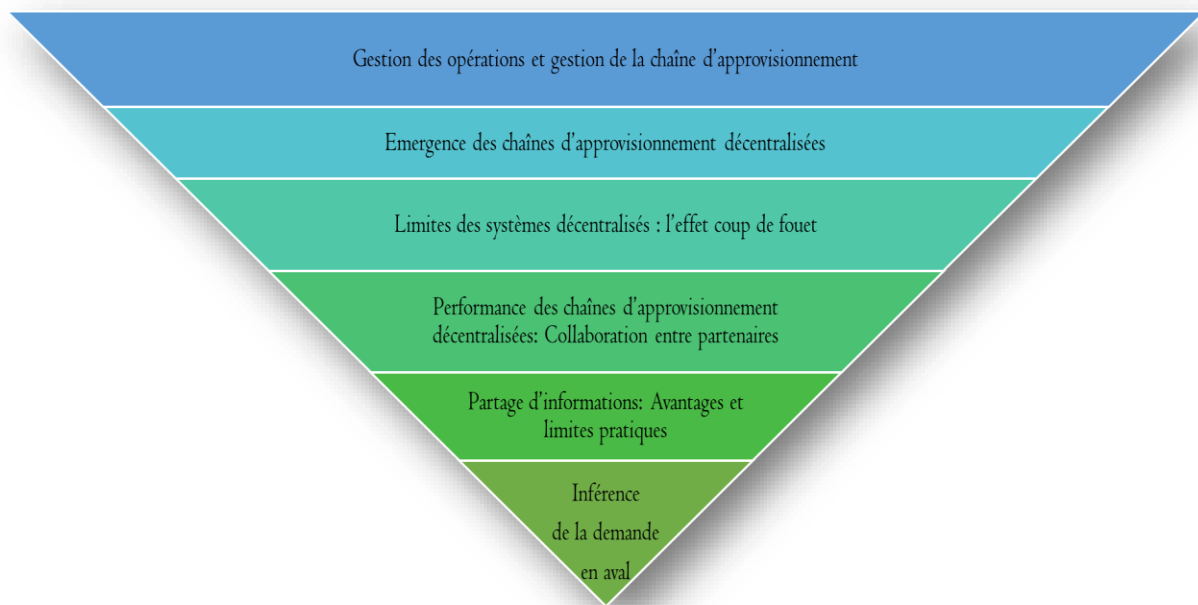


Figure 2: Processus de revue de littérature

Le protocole de recherche explique comment les documents ont été trouvés et les critères de leur inclusion. Cette procédure est décrite comme suit :

- 1- L'examen a été réalisé en effectuant des recherches principalement sur Google Scholar, et plus particulièrement sur HAL, Cairn, EconPapers, SciVerse, ScienceDirect (Elsevier), OneFile (GALE), Revues électroniques de gestion Emerald, et SpringerLink. Ces bases de données étaient choisies parce qu'elles ont la plus grande couverture couplée à la fonctionnalité et l'accès aux articles complets dans les domaines de la gestion des opérations et de la chaîne d'approvisionnement, qui sont pertinentes pour la présente thèse.
- 2- Pour avoir un *background* solide sur le domaine de la gestion des chaînes d'approvisionnement, nous avons choisi une recherche littéraire comprenant des revues autour de la gestion qui s'étendent sur plus d'un siècle. La traçabilité des différentes études faites le long d'un siècle permet d'avoir un recul sur l'évolution du domaine de la gestion des chaînes d'approvisionnement mais aussi un esprit critique permettant l'identification des limites des approches les plus utilisées. La revue comprend essentiellement des revues en langue anglaise. Le fait est justifié par le développement relativement récent de la recherche en Sciences de Gestion en France puisqu'elle s'est développée surtout à partir des années 1970 après la création de la Fondation nationale pour l'enseignement de la gestion des entreprises (FNEGE) en 1968 et la création de la Revue Française de Gestion en 1975.

- 3- Une recherche documentaire a été effectuée essentiellement sur la base des mots-clés « chaîne d'approvisionnement », « supply chain management », « decentralized supply chain » et « supply chain performance ». Au fur et à mesure de l'avancement de nos travaux de thèse, d'autres mots-clés ont aussi pris place. Il s'agit des mots-clés « bullwhip effect », « supply chain collaboration », « supply chain coordination », « information sharing », « demand inference », « supply chain forecasting », « Simple Moving Average », « Weighted Moving Average », « ARMA time-series », « Newton optimization method », et « Genetic algorithm ».
- 4- La sélection des revues, basée sur les titres et la pertinence, est renforcée par la lecture des résumés. Toutes les références sont fournies en un format éditorial défini par l'Association Américaine de Psychologie (*American Psychological Association, APA*).

L'objectif de l'examen est de fournir des résultats de confiance en Sciences de Gestion et plus particulièrement dans le domaine de la gestion des chaînes d'approvisionnement.

1.1.2.1. Gestion de la chaîne d'approvisionnement : Un aperçu d'histoire

En théorie, le domaine de la gestion de la chaîne d'approvisionnement, appelé souvent SCM, est un domaine qui englobe un très large éventail de sous-disciplines. A travers l'histoire et depuis la première guerre mondiale, un grand nombre de courants de recherche se sont concentrés autour des études des organisations des chaînes d'approvisionnement, des acteurs économiques entrant en jeu, et des différentes relations liant ces acteurs et faisant l'objet d'études intensives. La métamorphose qu'a connu la gestion des opérations a tiré son importance à partir du développement militaire (Christopher, 2005) et technologique (Kumar, 2001) notamment avec l'apparition des machines et surtout celle de l'ordinateur (Fulconis & Paché, 2011), qui ont permis en premier temps de faciliter les tâches de l'approvisionnement, de la gestion des stocks, de la fabrication, de la production et de la commercialisation, et en second lieu de restructurer l'organisation des entreprises en départements, une restructuration rationnelle qui met l'accent sur la complexité révolutionnaire de la gestion des opérations au sein de l'entreprise. Il est sans doute clair que les événements liés à la gestion opérationnelle de la production ont été les plus marquants au cours de l'histoire. Au tout début, Taylor et Chatelier (1911) ont articulé la gestion des opérations autour des activités d'exécution de l'usine. C'est ce qui a constitué le premier pilier de l'organisation scientifique du travail (OST). A travers le temps, le champ théorique de la gestion des opérations a gagné en complexité. En 1913, Ford (1926) a initié le concept de la chaîne de montage donnant ainsi naissance à l'aspect de

production de masse qui a remplacé par la suite le travail à la main. En 1936, Wright (1936) a introduit les théories de la courbe d'apprentissage et de la gestion de la capacité donnant ainsi naissance à la théorie de l'amélioration au cours du temps. Au début des années 80, Groover (1980) a introduit la notion de systèmes flexibles de fabrication (*Flexible Manufacturing Systems, FMS*). Ohno (1988) et Womack et al., (1990) ont présenté les premières réflexions relatives au juste-à-temps (*Just-In-Time, JIT*), et à la production à valeur ajoutée (*lean manufacturing*), un système adapté et flexible largement adopté de nos jours par les entreprises. Pine (1993) et Meredith et al. (1994) ont accentué le sur-mesure de masse et la fabrication agile. Les entreprises offrent de plus en plus de produits adaptés et sur mesure, au même prix que celui des produits de masse.

Les technologies et techniques adoptées par les entreprises au fil du temps n'ont cessé de s'adapter aux marchés concurrentiels. Parallèlement aux développements des approches et techniques dites « molles », plusieurs entreprises ont adopté des techniques faisant appel aux technologies de la conception et de la modélisation sur logiciels informatiques (Diorio & Deschamps, 1989). En effet, les évolutions des processus de production dans les usines ont modifié, non seulement la structure économique et sociale du monde tel que l'on connaît aujourd'hui, mais également le concept même des industries. Une industrie se doit alors d'accumuler de la connaissance spécialisée, du savoir, des compétences des ingénieurs et des chercheurs pour pouvoir accroître sa productivité, réduire ses coûts et maximiser ses revenus. La structure même du processus de recrutement s'est orientée à la fois vers la connaissance théorique et l'expérience pratique, voire dans plusieurs cas, l'expertise polyvalente des domaines de pointe.

Avec l'émergence du management scientifique, un bon nombre de chercheurs et d'ingénieurs se sont focalisés sur les activités de planification à court, moyen et long terme (Nollet et al., 1994). Pendant la même période du 20^{ème} siècle, les domaines de la planification et du contrôle de gestion ont subi, eux aussi, des métamorphoses adaptées faisant ainsi réponse aux évolutions du domaine de la fabrication. En 1914, Gantt (1914) a introduit le schéma des opérations en fonction des périodes, un schéma connu sous le nom de « diagramme de planification de Gantt ». Sur la période s'étalant de 1947 jusqu'à 1961, des outils de développement de la planification et de la gestion des projets ont vu le jour. Des techniques issues de la modélisation, de la programmation mathématique linéaire ou non-linéaire, de la simulation, ou encore de la théorie des files d'attente, ont été établies (Johnson, 1954 ; Holt et

al., 1960 ; Buffa, 1961). Van Dantzig (1947) a introduit la méthode du simplexe pour résoudre les problèmes de type linéaire. Au fil du temps, de nouvelles techniques ont encore vu le jour ; il s'agit des techniques d'ordonnancement et de contrôle de programme, de la méthode de programmation optimale (*Program Evaluation and Review Technique, PERT*), ainsi que de la méthode du chemin critique (*Critical Path Method, CPM*), apparues aux États-Unis à la fin des années 1950. A la fin des années 1960, sont apparus et se sont développés les logiciels de planification des besoins des matières (*Material Requirements Planning, MRP* et *MRP2*) qui ont été largement adoptés par les entreprises (Orlicki, 1975 ; Wight, 1981 ; Plossl, 1985). Les années 1990 se sont distinguées par l'apparition des progiciels de gestion intégrée (*Entreprise Resource Planning, ERP*) telle que la commercialisation du progiciel *Systems, Applications and Products for data processing (SAP)*. En se basant sur la nature des opérations, Ponce et *al.* (2007) ont sectionné le domaine de la SCM en six principales dimensions comme le montre la figure 3 :

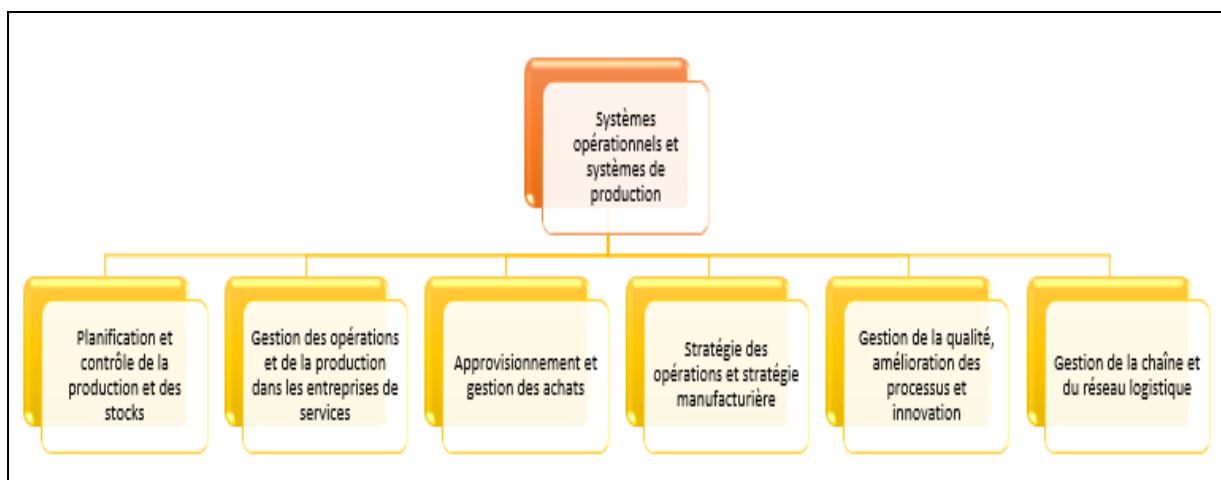


Figure 3: Principaux axes des systèmes opérationnels et systèmes de production

L'une des principales fonctionnalités de ces systèmes est la planification de la production et le contrôle des stocks, en raison de son rôle critique à pouvoir augmenter les performances des chaînes d'approvisionnement (François, 2007). La planification se fait généralement par période de mois, de trimestre(s), ou d'année(s). L'établissement des priorités au niveau de la fonction planification est généralement promu par trois niveaux décisionnels à l'intérieur de cette même fonction (Terry & Franklin, 1972 ; Marchesnay, 1993 ; Johnson et *al.*, 2000 ; Mercier, 2001 ; Rouleau et *al.*, 2007). Les décisions dites « stratégiques » sont les décisions qui relèvent du long terme. Il s'agit généralement de mettre en place les grands axes des différentes politiques opérationnelles, définissant ainsi le réseau logistique, les équipements, les systèmes

informationnels et l'apprentissage du personnel, de prévisions en matière d'approvisionnement et de production sur de longues périodes. Les démarches et la mise en œuvre des moyens financiers et humains pour maintenir une activité respectant la société et l'environnement font aussi partie des décisions stratégiques (Cros et *al.*, 2017). En ce qui concerne les décisions prises au moyen et court terme, les décisions dites « tactiques » et « opérationnelles », il s'agit de gérer l'approvisionnement, la gestion des stocks, la planification de la production, la gestion de la qualité et la gestion des risques. Les contraintes techniques et budgétaires se font généralement par sommation sur le moyen et long terme sans pour autant avoir le besoin de tenir en compte les produits en cours. De plus, la distinction de la demande des clients comme un facteur central à la planification et à la production a initié l'intégration des centres de distribution dans les systèmes de planification, donnant ainsi naissance aux systèmes de planification des ressources distribuées (*Distributed Resource Planning, DRP*) (Martin, 1992). Toutes ces métamorphoses au fil du temps ont eu des impacts sur le développement de la recherche en matière de gestion, des conséquences qui ont façonné le nouveau visage du monde économique actuel.

1.1.2.2. Révolution managériale : Emergence des systèmes décentralisés

Au fil du temps, l'explosion des connaissances de l'innovation théorique et pratique en management (Hamel, 2006 ; Mol & Birkinshaw, 2009 ; Chesbrough, 2010 ; Crossan & Apaydin, 2010 ; Le Roy et *al.*, 2013 ; Damanpour, 2014 ; Lavastre et *al.*, 2014 ; Bocquet & Dubouloz, 2016 ; Yang et *al.*, 2019), accompagnée de l'émergence de nouvelles technologies telle que la recherche opérationnelle (Chanegrih & Creusier, 2019 ; Gu et *al.*, 2019, Rouquet & Roussat, 2019 ; Sampieri-Teissier & Livolsi, 2019 ; Bara et *al.*, 2020 ; Deniaud et *al.*, 2020), le numérique (Arfa & Ghali, 2019 ; Foster, 2020 ; Jacquet, 2019 ; Bohas et *al.*, 2019), les réseaux de neurones et l'intelligence artificielle (El Haoud & Bachiri, 2019 ; Mateu & Pluchart, 2019 ; Roder, 2019 ; Wichmann et *al.*, 2020 ; Muñoz et *al.*, 2020 ; Xu & Tan 2020 ; Carrera et *al.*, 2020), ont rendu les limites du champ de la gestion des chaînes d'approvisionnement, et plus particulièrement celles de la performance, de plus en plus difficiles à appréhender.

Depuis plusieurs années, le monde des chaînes d'approvisionnement a été inondé de concepts liés à la SCM. Parmi ceux-ci, on peut citer la gestion logistique des matériaux (*Materials Logistic Management, MLM*), la théorie des contraintes (*Theory Of Constraints, TOC*), la gestion de la qualité totale (*Total Quality Management, TQM*), la fabrication agile (*Agile Manufacturing, AM*), la concurrence basée sur le temps (*Time-Based Competition, TBP*),

la fabrication à réponse rapide (*Quick Response Manufacturing, QRM*), la gestion de la relation client (*Customer Relationship Management, CRM*), et bien d'autres encore (Fredendall & Hill, 2016). Ces idées et concepts ne sont pas remplacés ou supplantés par la gestion de la chaîne d'approvisionnement. Au contraire, la SCM intègre toutes ces idées pour améliorer et gérer l'ensemble de la chaîne d'approvisionnement au lieu d'une seule entreprise dans la chaîne d'approvisionnement. L'observation de la mise en œuvre des approches de collaboration est très encourageante : les entreprises arrivent à mieux satisfaire le consommateur final en offrant plus de produits et de services, avec moins de retards. Ces entreprises sont plus efficaces et présentent des performances plus élevées, en disposant de moins de stocks, en utilisant judicieusement les ressources et en obtenant un meilleur retour sur le capital utilisé.

En réalité, les conséquences spécifiques sur le champ théorique de la gestion des chaînes d'approvisionnement, varient non seulement d'un champ d'application à un autre, mais d'une situation à une autre. Les études des performances des chaînes d'approvisionnement touchent pratiquement tous les secteurs de production et de services comme par exemples, l'aéronautique, l'aérospatiale, l'agriculture et les produits alimentaires, la médecine et l'hospitalisation, le tourisme ou encore la défense. Lapierre et Ruiz (2004) ont présenté une approche de coordination des opérations d'achat et de distribution dans le but d'augmenter la performance d'un service d'approvisionnement hospitalier. Le Gal et *al.* (2004) ont examiné l'augmentation de la performance de la production du sucre de canne à travers l'étude de cas d'une sucrerie en Afrique du Sud. Lagacé (2008) a fourni une analyse descriptive détaillée de la chaîne d'approvisionnement de RONA, un important détaillant québécois dans le secteur de la rénovation construction et décoration maison. Sur la base de sa description, l'auteur procure une liste de recommandations permettant l'amélioration du processus d'approvisionnement en situation promotionnelle. Gazull (2009) a analysé les politiques de la gestion d'approvisionnement d'un bassin en bois-énergie à Bamako au Mali. L'analyse a montré que l'avènement d'une foire ou d'un marché rural est un facteur important à incorporer dans les modèles de localisation, qui souvent négligent ce facteur en faveur des coûts du transport. Dehove (2012) a analysé l'internalisation de la « bonne gouvernance » en chaîne d'approvisionnement d'eau potable en Inde. L'analyse conduite sur les politiques de gestion de l'eau a montré l'importance du facteur idéologique : « Ainsi, Il ne s'agit pas de créer des modèles adaptés aux sociétés mais d'adapter les sociétés aux référentiels ». Decret (2014) a fourni un descriptif sur la dépendance des chaînes d'approvisionnement aéronautique et spatiale françaises du grand Sud-Ouest aux demandes du marché. Cambon (2016) a étudié l'évolution

de la performance de la chaîne d'approvisionnement aérospatiale du grand Sud-Ouest français entre 2013 et 2014. Canel-Depitre (2017) identifie les inhibiteurs sociaux face à un projet d'approvisionnement électrique décentralisé éolien en Haute Saintonge en France, tout en soulignant la défaillance du système d'informations. Amarouche et *al.*, (2018) ont analysé les stratégies mises en place dans une chaîne d'approvisionnement de légumes et de fruits pour faire face aux principaux facteurs de risque, tout en soulignant le manque du partage d'informations entre les acteurs. Nicolas (2018) a analysé la gestion du risque social dans les chaînes d'approvisionnement, plus particulièrement la gestion d'apprentissage chez Patagonia, une entreprise américaine spécialisée dans les vêtements éco-conçus. Bergevoet et *al.*, (2019) ont fourni un résumé de l'évolution du contexte des chaînes d'approvisionnement alimentaires de l'Union Européenne et formulent des recommandations pour améliorer la performance des acteurs économiques face aux situations de crises dues au changement climatique.

Par ailleurs, l'émergence des systèmes distribués s'est développée au fil de l'histoire pour aboutir à des systèmes appelés « systèmes décentralisés » (Kristov et *al.*, 2016 ; Calvillo et *al.*, 2016 ; Gajšek & Sternad, 2020). La nature de différenciation entre un système centralisé et un système décentralisé réside en particulier dans la notion de la gouvernance (Li & Wang, 2007 ; Lin et *al.*, 2019 ; Bagul & Mukherjee, 2019 ; Ding & Kaminsky, 2019 ; Li et *al.*, 2020 ; Duan et *al.*, 2020). Dans une chaîne d'approvisionnement centralisée avec plusieurs acteurs, un seul décideur central optimise les performances de l'ensemble du système en ayant accès à toutes les informations nécessaires. En revanche, dans un système décentralisé avec plusieurs acteurs économiques, il n'y a pas de planificateur unique, mais plutôt « des » planificateurs qui peuvent avoir des objectifs antagonistes, des informations différentes ou contradictoires, et décident en fonction de leurs propres intérêts.

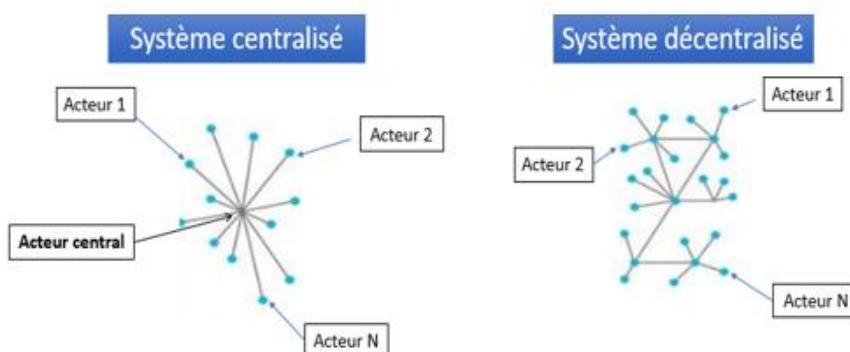


Figure 4: Système centralisé contre système décentralisé

Ces décisions sont dites « myopes » puisqu'elles ne tiennent compte que des objectifs locaux de chaque acteur. La figure 4 montre une représentation schématique mettant l'accent sur la principale différence conceptuelle entre une chaîne d'approvisionnement centralisée et une chaîne d'approvisionnement décentralisée.

D'une manière générale, la littérature de la chaîne d'approvisionnement s'est manifestement concentrée sur des approches centralisées où l'acteur central a accès à toutes les informations (Girard, 2017 ; François, 2007 ; Laukontaus et *al.*, 2007 ; Corbett, 2001). Le système centralisé entend que les prises de décision se font uniquement au niveau de l'acteur central qui « dirige » les autres acteurs en faveur de la performance globale du système. Récemment, en raison de plusieurs évolutions et changements tels que la mondialisation, les technologies de la communication, les nouvelles tendances, la répartition géographique dans l'environnement concurrentiel, la plupart des chaînes d'approvisionnement sont distribuées, ou plus exactement, s'orientent et s'approchent de plus en plus d'un système décentralisé (El Ouardighi, 2008 ; Bangchokdee & Mia, 2016 ; Bogers et *al.*, 2016 ; Seshadri et *al.*, 2016 ; Muñoz et *al.*, 2017 ; Zhang et *al.*, 2017 ; Davila et *al.*, 2018 ; Kharlamov & Parry, 2018). Certes, le système décentralisé a apporté des réponses aux différentes questions portant sur la géographie, la distance et le transport. Cependant, plusieurs chercheurs ont affirmé que les chaînes d'approvisionnement décentralisées présentent des limites lorsqu'elles sont comparées aux chaînes centralisées. De nombreuses recherches ont procédé à l'analyse comparative en termes de performance entre les systèmes décentralisés et les systèmes centralisés (Mougeot, 1986 ; Jemai & Karaesmen, 2003 ; Bush, 2016 ; El Azizi, 2016 ; Funcke & Bauknecht, 2016 ; Kumar et *al.*, 2016 ; Oeser & Romano, 2016 ; Qin et *al.*, 2016 ; Rached et *al.*, 2016 ; Giannoccaro, 2018 ; Maurseth, 2018 ; Treiblmaier, 2018 ; Chua et *al.*, 2019). Il s'est avéré qu'en général, les solutions produites par un système décentralisé sont des solutions « sous-optimales » comparées à celles du système centralisé, décrites souvent comme « optimales ». La principale cause de cette constatation est la concentration d'informations et des décisions au niveau de l'acteur dirigeant de la chaîne centralisée, alors que dans la chaîne décentralisée, les informations nécessaires à la prise de décision sont dispersées et aucun acteur ne détient l'ensemble de ces informations.

La gestion moderne de la chaîne d'approvisionnement part alors du principe que les membres de la chaîne d'approvisionnement sont avant tout soucieux d'optimiser leurs propres objectifs. La décentralisation des efforts se traduit souvent par de mauvaises performances.

Autrement dit, une séquence des politiques optimales locales n'apporte pas forcément une solution optimale globale (Cachon, 2003). Munson *et al.* (2003) affirment que, lorsque chaque membre d'un groupe tente de maximiser son propre objectif sans tenir compte de l'impact sur les autres membres du groupe, l'efficacité globale peut en souffrir. Ces inefficacités sont souvent présentes lorsque les membres rationnels des chaînes d'approvisionnement optimisent individuellement au lieu de coordonner leurs efforts. En sciences de gestion, le terme « performance » est un terme très vague dont la signification pratique diffère selon le contexte d'étude. Il existe en réalité plusieurs façons d'évaluer les performances d'une chaîne d'approvisionnement décentralisée : comme par exemples, le coût total de la chaîne d'approvisionnement, le niveau ou la qualité de service, les niveaux d'inventaires moyens détenus, les coûts d'exploitation, les délais de livraison, le chiffre d'affaires, ou encore l'effet d'augmentation de la variabilité des commandes. Ce dernier présente l'un des principaux problèmes rencontrés dans une chaîne d'approvisionnement décentralisée, un phénomène connu sous le nom de « effet coup de fouet » (*bullwhip effect*).

1.1.2.3. Effet Coup de fouet

Simon (1952) et Forrester (1958) étaient les premiers à approcher le phénomène de l'effet coup de fouet. Lee *et al.*, (1997) ont illustré deux exemples réels de l'effet coup de fouet. Lors de l'examen des ventes du produit Pampers, les dirigeants de la compagnie Procter & Gamble (P&G) ont constaté que les ventes dans les magasins de détail fluctuaient, mais les variabilités n'étaient pas excessives. Cependant, en examinant les commandes des distributeurs, les dirigeants ont été surpris par le degré de variabilité. Plus encore, lorsque ces dirigeants ont consulté les commandes des matières premières de P&G à leurs fournisseurs, ils ont découvert que les variabilités étaient encore plus importantes. À première vue, les variabilités n'ont pas de sens. Alors que les consommateurs, dans ce cas, les bébés, consommant des couches à un rythme soutenu, les variabilités de la demande dans la chaîne d'approvisionnement ont été amplifiées à mesure qu'elles progressaient en amont dans la chaîne d'approvisionnement. De la même manière, lorsque les dirigeants de Hewlett-Packard (HP) ont examiné les ventes d'une de leurs imprimantes chez un grand revendeur, ils ont constaté qu'il y avait, comme prévu, certaines fluctuations au fil du temps. A leur plus grande surprise, lorsque ces dirigeants ont examiné les ordres du revendeur, ils ont observé des oscillations beaucoup plus importantes. Un autre exemple plus flagrant de ce phénomène est illustré par le fameux « jeu de la bière » (*beer game*) (Sternan, 1989 ; Coppini *et al.*, 2010). Dans le jeu, les participants jouent les rôles

des clients, des détaillants, des grossistes, des fabricants et des fournisseurs d'une certaine marque de bière. Les participants ne peuvent pas communiquer entre eux et doivent faire ordonner des décisions basées uniquement sur les commandes du prochain joueur en aval. Les modèles de commande partagent un thème commun et récurrent. Les variabilités de la demande d'un joueur en amont sont toujours plus importantes que celles du joueur en aval, une illustration simple mais puissante de l'effet coup de fouet. Cette variabilité de demande amplifiée est alors attribuée à la prise de décision irrationnelle des joueurs.

L'effet coup de fouet se présente alors comme étant la distorsion en amont de flux d'information tout le long d'une même chaîne d'approvisionnement (Geunes et *al.*, 2002 ; Chopra et *al.*, 2013). Cette distorsion se caractérise essentiellement par l'amplification de la variabilité de la demande du client tout le long de la chaîne d'approvisionnement. La figure 5 illustre schématiquement l'effet coup de fouet qui se produit au sein d'une chaîne d'approvisionnement simple à trois échelons et présentée en série.

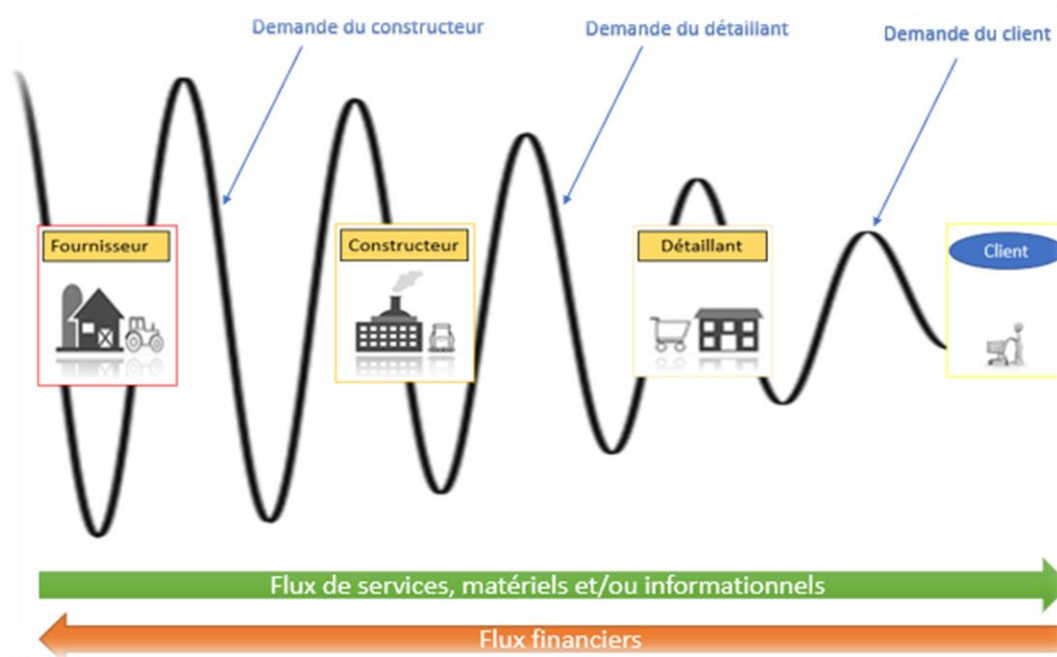


Figure 5: Illustration de l'effet coup de fouet dans une chaîne d'approvisionnement en série

Un très grand nombre de chercheurs ont étudié ce phénomène et ont essayé d'apporter des solutions pour atténuer cet effet néfaste (Lee et *al.*, 1997 ; Metters, 1997 ; Mason-Jones & Towill, 1999 ; Chen et *al.*, 2000b ; Disney & Towill, 2003a ; Dejonckheere et *al.*, 2004 ; Fiala, 2005 ; Luong, 2007 ; Disney & Lambrecht, 2008 ; Sucky, 2009 ; Giard & Sali, 2012 ; Zhao & Zhao, 2015 ; Bironneau & Hovelaque, 2016 ; Devika et *al.*, 2016 ; Sirikasemsuk & Luong,

2017 ; Chang et *al.*, 2018 ; Narayanan et *al.*, 2019 ; Ojha et *al.*, 2019). La plupart des études impliquent des analyses quantitatives avec des modèles mathématiques de séries temporelles, des simulations et des études empiriques. Ces études développent des équations structurelles afin de modéliser les différentes approches et scénarios étudiés, et utilisent des méthodes d'optimisation linéaire et non linéaire pour la résolution des problèmes. Les analyses qualitatives sont restreintes aux expériences de laboratoire (Croson & Donohue, 2006 ; Croson et *al.*, 2014) et aux enquêtes (Bray & Mendelson, 2012). Lee et *al.* (1997) ont examiné la distorsion de l'information dans la chaîne d'approvisionnement et les causes liées à l'effet coup de fouet. Mason-Jones et Towill (1999) ont indiqué que l'effet coup de fouet peut être réduit si les stratégies de collaboration portent sur les deux directions produits et information et dans les deux sens en amont et en aval. Chen et *al.* (2000b) ont analysé l'impact des prévisions, des délais et des informations sur la réduction de l'effet de fouet. Disney and Towill (2003a ; 2003b) ont étudié l'effet coup de fouet et la variation des stocks produits par une politique d'ordres. Leurs études ont montré que l'augmentation de l'historique utilisé pour la prévision et la réduction du délai de production diminuent l'effet coup de fouet. De plus, ils montrent que le système de l'inventaire géré par le vendeur (*Vendor-Managed Inventory, VMI*) offre une opportunité importante à la réduction de l'effet de fouet dans les chaînes d'approvisionnement. Zhang (2004) a étudié l'impact des méthodes de prévision sur l'effet coup de fouet. L'auteur a conclu que les caractéristiques de l'effet coup de fouet en relation avec le délai de livraison et les paramètres du processus de demande, diffèrent selon la méthode de prévision adoptée. Dejonckheere et *al.* (2004) ont analysé deux types de règles de reconstitution : les politiques de recombplètement (*Order-Up-To, OUT*) et les politiques de lissage (politiques utilisées pour réduire ou amortir la variabilité de la demande). Les auteurs ont montré que le partage d'informations aide à réduire significativement l'effet coup de fouet (amplification de la variance des quantités commandées dans les chaînes d'approvisionnement) de manière significative, en particulier aux niveaux supérieurs de la chaîne. Toutefois, le problème du coup de fouet n'est pas complètement éliminé et il augmente encore à mesure que l'on progresse dans la chaîne. Fiala (2005) a indiqué que l'asymétrie d'informations dans les chaînes d'approvisionnement est une source importante de l'effet coup de fouet. L'auteur s'est concentré sur le partenariat stratégique et le développement des systèmes d'informations qui peuvent atténuer l'effet coup de fouet. Lee et Wu (2006) ont étudié les politiques de réapprovisionnement des stocks dans un système de chaîne d'approvisionnement à deux échelons. Les auteurs ont conclu que la mise en lots des commandes par contrôle des processus

statistiques (*Statistical Process Control, SPC*) surpasse les politiques traditionnelles où les commandes sont déclenchées par l'événement et par le temps en termes de variation de stock. Wu et Katok (2006) ont étudié les effets de l'apprentissage et de la communication sur l'effet coup de fouet dans les chaînes d'approvisionnement. Les auteurs ont conclu que si les formations peuvent améliorer les connaissances et la compréhension du système par les individus, elle n'améliore pas les performances de la chaîne d'approvisionnement à moins que les partenaires de la chaîne d'approvisionnement ne soient autorisés à communiquer et à partager ces connaissances. Croson et Donohue (2006) ont analysé les causes comportementales de l'effet coup de fouet. Ayant conduit deux expériences sur deux ensembles de participants différents, les auteurs ont premièrement montré que même en absence de causes comportementales liées aux fluctuations de prix et aux estimations des demandes, l'effet coup de fouet persiste à cause de la sous-estimation des décideurs de la ligne d'approvisionnement lors de la planification des commandes. De plus, les auteurs ont démontré que le partage de l'information du niveau d'inventaire ne supprime pas l'effet coup de fouet, mais permet de l'atténuer en permettant aux acteurs en amont d'ajuster leurs prévisions des commandes en aval. Luong (2007) a étudié l'effet coup de fouet dans une chaîne où la demande est autorégressive d'ordre 1 (*1st-order autoregressive, AR(1)*)¹ par rapport aux variations du coefficient d'autorégression et du délai de livraison. Ouyang (2007) a examiné l'effet du partage d'informations sur la stabilité de la chaîne d'approvisionnement et la réduction de l'effet coup de fouet. L'auteur affirme que le partage d'informations réduit mais n'annule pas l'occurrence de l'effet coup de fouet. Wright et Yuan (2008) ont montré à travers la simulation, que les méthodes de prévision de Holt et Brown permettent l'atténuation jusqu'à 55% de l'effet coup de fouet. Jakšič et Rusjan (2008) ont examiné l'influence des différentes politiques de reconstitution sur l'apparition de l'effet coup de fouet. En se basant sur différents modèles de réponse, les auteurs ont conclu que la méthode du lissage exponentiel simple (*Single Exponential Smoothing, SES*) permet l'atténuation de l'effet coup de fouet. Les auteurs ont aussi montré que le choix d'une règle de reconstitution appropriée est en effet un compromis entre la réduction de l'effet coup de fouet d'une part, et la réduction des coûts de la chaîne d'approvisionnement d'autre part lorsque seuls les coûts variables de gestion des stocks sont pris en compte. Kelepouris et al. (2008) ont conduit une étude quantitative pour étudier l'impact

¹ Un processus AR(1) est un modèle de séries temporelles dont l'observation à la date ou la période t dépend (est corrélée) de l'observation à la date ou la période $t-1$, en plus d'un terme aléatoire (erreur ou résidu) observé à la période ou la date t . (Brockwell et al., 2002 ; Shumway & Stoffer, 2011)

des paramètres de réapprovisionnement et du partage d'informations sur l'effet coup de fouet. Su et Wong (2008) ont étudié un problème de dimensionnement dynamique et stochastique sous l'effet coup de fouet. Les auteurs ont proposé une solution d'optimisation à travers la méthode des colonies de fourmis (*Ant Colony*) tout en discutant la qualité de la solution et les relations entre l'effet coup de fouet et le cycle de reconstitution. Agrawal et al. (2009) ont étudié l'impact du partage d'informations et du délai de livraison sur l'effet coup de fouet et l'inventaire disponible. Les auteurs ont montré que la réduction du délai de livraison est plus importante que le partage d'informations en termes de réduction de l'effet coup de fouet. Sucky (2009) ont souligné l'importance de la prise en compte des effets de mutualisation des risques se produisant lorsque les commandes reçues sont statistiquement corrélées avec un coefficient de corrélation inférieur à un. L'auteur montre que l'effet coup de fouet est surestimé si les effets de la mutualisation des risques sont présents. Au moyen d'un modèle de simulation, Yu et al. (2010) ont évalué l'efficacité croisée du partage d'informations dans les chaînes d'approvisionnement. Les auteurs ont affirmé que la politique de partage d'information de la demande est la plus efficace parmi différents scénarios de partage d'informations (partage de l'information de la capacité et du niveau d'inventaire). Bhattacharya et Bandyopadhyay (2011) ont effectué des études de recherche générales sur l'effet des facteurs opérationnels et comportementaux de l'effet coup de fouet. Hussain et al. (2012) ont quantifié l'impact des paramètres de conception d'une chaîne d'approvisionnement sur l'effet coup de fouet à travers la simulation. Bray et Mendelson (2012) ont étudié la relation entre la transmission d'informations et l'effet coup de fouet. A travers une enquête sur l'effet coup de fouet dans un échantillon de 4689 sociétés américaines entre 1974 et 2008, les auteurs ont conclu que le phénomène résulte d'un bras de fer entre deux forces opposées : l'amplification de l'incertitude et le lissage de la production. Ali et al. (2012) ont étudié le rôle du partage d'informations dans la réduction des erreurs de prévision liées à la performance de l'inventaire. A travers la simulation, les auteurs ont indiqué que le gain en précision du partage des informations sur les prévisions dépend du processus de demande, et la traduction en économies de stocks dépend de l'ampleur de l'amélioration de la précision des prévisions, quel que soit le processus de la demande. Li et Liu (2013) ont appliqué une approche d'optimisation pour réduire l'effet coup de fouet dans un environnement d'approvisionnement incertain. Les auteurs se sont concentrés sur les incertitudes concernant la demande, le processus de production, la structure de la chaîne d'approvisionnement, la mise en œuvre de la politique des stocks et surtout les délais de passation des commandes des fournisseurs. La minimisation de l'effet négatif de ces incertitudes en induisant un effet de fouet

créé un besoin de développer une politique de stocks dynamique qui augmente la réactivité à la demande et diminue la volatilité dans le réapprovisionnement des stocks. Zhao et Zhao (2015) ont indiqué que l'effet de coup de fouet persiste même après l'exclusion des causes traditionnelles, et que le partage complet des informations ne peut garantir l'amélioration de toutes les performances de la chaîne d'approvisionnement. Bironneau et Hovelaque (2016) ont analysé le rôle des systèmes collaboratifs telle que la gestion partagée des approvisionnements (GPA) et la gestion mutualisée des approvisionnements (GMA) dans l'atténuation des pics des demandes d'approvisionnement. Devika et al. (2016) ont appliqué une nouvelle approche hybride d'optimisation multi-objectifs (*multi-objective hybrid evolutionary optimization, MOHES*) pour réduire l'effet coup de fouet et l'amplification nette de l'inventaire. Les auteurs ont indiqué que l'approche hybride permet d'obtenir de meilleures solutions permettant une plus forte atténuation de l'effet coup de fouet, lorsqu'elle est comparée à d'autres approches plus communes. Sirikasemsuk et Luong (2017) ont exploré l'effet du coefficient de corrélation des deux termes d'erreur d'une demande présentée par un modèle bivarié (*1st-order Vector Autoregressive, VAR(1)*), des coefficients d'autorégression et des variances des termes d'erreur, sur l'effet coup de fouet. Chang et al. (2018) ont montré que les longs cycles opérationnels accentuent l'effet coup de fouet dans les chaînes d'approvisionnement. De plus, les auteurs ont constaté que l'effet de fouet entrave également la capacité des composantes des stocks à prévoir les ventes et les marges de bénéfices futures. Narayanan et al. (2019) ont montré que des contraintes de capacité souples en amont aide à réduire l'effet coup de fouet, sans baisse significative du niveau de service dans la chaîne d'approvisionnement. Ojha et al. (2019) ont étudié les effets du partage d'informations sur l'effet coup de fouet et la performance de l'exécution des ordres (*Order Fulfillment Performance, OFP*). Les auteurs ont montré que dans les situations où les entreprises ne veulent pas ou ne peuvent pas partager leurs informations, les acteurs sont confrontés à des situations de compromis de performance dans la gestion à la fois en termes d'exécution des commandes et d'impact négatif de l'effet coup de fouet.

De multiples recherches se sont intéressées à l'étude des causes auxquelles est dû l'effet coup de fouet. L'ensemble des causes peut être sectionné en deux catégories : des causes opérationnelles et des causes comportementales. En ce qui concerne les causes opérationnelles, Lee et al. (1997) ont étudié les causes liées à la prévision de la demande, aux commandes par lots, à la fluctuation des prix, au rationnement et à la pénurie des jeux. Les auteurs ont aussi montré que l'interaction stratégique entre deux acteurs joue un rôle dans la création de l'effet

coup de fouet. Heydari et *al.* (2009) et Huang et Liu (2008) ont étudié les causes liées aux délais de livraison. Chandra et Grabis (2005) et Aharon et *al.* (2009) ont analysé les causes liées aux politiques d'approvisionnement adoptées dans les chaînes logistiques. Geary et *al.* (2006) ont argumenté que l'adoption des systèmes de contrôles inappropriés est un facteur très important qui favorise l'amplification de l'effet coup de fouet. Lee et *al.* (1997) et Agrawal et *al.* (2009) ont étudié l'effet coup de fouet et ont démontré que le manque de transparence tout au long de la chaîne d'approvisionnement augmente l'ampleur de l'effet coup de fouet. Alony et Munoz (2007) ont étudié l'effet du nombre d'échelons ainsi que les capacités limitées dans les chaînes d'approvisionnement. Bayraktar et *al.* (2008) ont étudié le rôle du manque de synchronisation et de coordination des prévisions dans la création de l'effet coup de fouet. Moyaux et *al.* (2007) ont identifié la perception erronée de la rétroaction, des processus de l'entreprise et de l'optimisation locale comme des facteurs clés à la génération de l'effet coup de fouet. En termes de causes comportementales, Croson et Donohue (2003) et Steckel et *al.* (2004) ont pointé la négligence des retards et la peur du stock vide dans les décisions de commandes, et Wu et *al.*, (2006) ont identifié le manque d'apprentissage et de formations comme facteur lié à l'apparition de l'effet coup de fouet. Le tableau 1 résume les principaux facteurs identifiés par la littérature selon leurs types.

Tableau 1: Facteurs de l'effet coup de fouet

Causes opérationnelles	Causes comportementales
<ul style="list-style-type: none"> ▪ <i>La prévision de la demande</i> ▪ <i>La commande par lots</i> ▪ <i>La fluctuation des prix</i> ▪ <i>Le rationnement et la pénurie des jeux</i> ▪ <i>Le délai de livraison</i> ▪ <i>La politique d'inventaire</i> ▪ <i>La politique de réapprovisionnement</i> ▪ <i>Un système de contrôle inapproprié</i> ▪ <i>Le manque de transparence</i> ▪ <i>Le nombre d'échelons</i> ▪ <i>Le manque de synchronisation</i> ▪ <i>La perception erronée de la rétroaction</i> 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ <i>La négligence des retards dans la prise des décisions des commandes</i> ▪ <i>Le manque de formations et d'apprentissage</i> ▪ <i>La peur du stock « zéro »</i>

- | | |
|--|--|
| <ul style="list-style-type: none"> ▪ <i>L'optimisation locale sans vision globale</i> ▪ <i>Les processus de l'entreprise</i> ▪ <i>Les capacités limitées</i> ▪ <i>L'interaction stratégique entre deux acteurs</i> | |
|--|--|

Ainsi, les facteurs favorisant l'apparition et le développement de l'effet coup de fouet sont multiples. En même temps, l'ensemble de ces facteurs a été accentué par un manque de communication, de collaboration et de confiance parmi les membres de la chaîne d'approvisionnement. Par conséquent, le manque de collaboration entre les partenaires peut aboutir à une désinformation, à un opportunisme, à un manque de connaissances et de formation appropriée, et enfin à des facteurs qui conduisent les acteurs économiques à occuper des rôles différents dans la même chaîne, des rôles permettant d'obtenir des avantages économiques par rapport aux autres acteurs. De plus, la distorsion de la demande engendre des problèmes liés aux erreurs de prévisions, aux incapacités de stockage, à l'inefficience de la logistique, aux délais excessifs de livraison ou encore aux mauvaises qualités de services. Le risque et les incertitudes des actions des décideurs entraînent une instabilité et une variabilité accrue des commandes. La négligence ou le retard dans la prise de décision contribue à un retard dans l'exécution de la commande et de la livraison. La distorsion de l'information peut conduire à une suspicion d'actions, lorsque les entreprises demandent des commandes supplémentaires par crainte d'atteindre un stock zéro et perdre ainsi des clients (Croson & Donohue, 2006).

Tous ces problèmes nécessitent des coûts de correction élevés qui peuvent être atténués grâce à une meilleure implication et collaboration entre les partenaires (Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011). Face aux problèmes causés par l'effet coup de fouet, plusieurs chercheurs ont proposé des solutions pour atténuer cet effet. De Almeida et al. (2015) ont identifié, à travers une étude de littérature, une liste des principales approches permettant d'atténuer l'effet coup de fouet. Il s'agit des approches collaboratives telles que les politiques de partage d'informations, l'amélioration des méthodes de prévisions, les politiques de réapprovisionnement, et la réduction du délai de livraison. Les auteurs ont souligné l'importance de la confiance, la transparence de l'information, la crédibilité, la flexibilité et le partage de connaissance entre acteurs. Ainsi, la performance des chaînes décentralisées peut s'améliorer, entre autres, s'approcher de celle du système centralisé si par exemple, un système

de collaboration (coopération ou coordination) entre les différents acteurs d'une même chaîne, a été établi.

1.1.2.4. Collaboration entre partenaires

Pour anticiper de potentielles situations de suspicion et d'absence de collaboration, la confiance doit être établie entre partenaires. Certaines études considèrent la confiance comme une caractéristique déterminante de la présence d'une collaboration entre les membres d'un comité directeur (Vieira et al., 2009). La confiance constitue tout d'abord un élément important pour réduire l'effet coup de fouet, en raison du lien étroit avec la disponibilité et à la qualité de l'information dans une chaîne d'approvisionnement (Chen et al., 2011). Wei et al. (2012) déclarent que l'intégration de l'information et le développement de la confiance est un facteur important de collaboration entre les partenaires, en outre, il améliore les performances logistiques.

Özer et al. (2014) considèrent l'importance du problème de partage d'informations entre les partenaires d'une chaîne d'approvisionnement. Des entreprises comme P&G ou General Motors ont fortement investi dans la mise en œuvre de la gestion de l'information dans leur environnement de chaînes d'approvisionnement pour une meilleure collaboration avec les fournisseurs à travers le monde. Cependant, la valorisation de ces systèmes d'information dépend non seulement de la qualité de l'information, mais aussi de la crédibilité au partage. Dans certains cas, le fournisseur demande des informations autour de la prévision même de la demande, au détaillant qui a la possibilité de manipuler les méthodes de prévisions, dans le but d'assurer un approvisionnement abondant. La manipulation de prévisions excessivement optimistes prédomine dans tous les secteurs. Le manque de confiance des fournisseurs en amont et les prévisions de la demande des acheteurs en aval présentent généralement des limites pour répondre efficacement aux demandes du marché. Özer et al. (2014) ont souligné l'importance de développer la crédibilité et la confiance avec les fournisseurs afin de faciliter le partage de la prévision de la demande entre les acteurs d'une seule chaîne d'approvisionnement.

Delbufalo (2012), dans sa revue systématique de la littérature, a conclu que le partage d'informations est un résultat de la confiance inter-organisationnelle, qui permet une relation ouverte réduisant les mécanismes de protection des informations. Les distorsions, le manque de transparence et le partage d'informations nécessitent une compréhension mutuelle, dans laquelle

les différents acteurs économiques travaillent en équipe, et développent des affinités à partir de principes éthiques.

Barrat (2004b) précise que le partage d'informations se développe grâce à la collaboration entre les clients et les fournisseurs où la confiance, l'ouverture dans les relations, l'honnêteté, le respect et l'engagement mutuel sont nécessaires. Selon Kim et Lee (2010), contrôler l'effet coup de fouet nécessite une collaboration, et par conséquent, la compréhension qu'il est essentiel de formaliser une politique de reconstitution, ce qui est possible grâce au partage d'informations. Selon Ha et *al.* (2011), les principaux domaines de collaboration en SCM comprennent la prise de décision conjointe, le partage d'informations, le partage des risques et des avantages. Le partage des risques et des avantages fait référence à la volonté des deux parties d'accepter potentiellement des conflits à court terme, considérant que la partie adverse fait de même, et entraînant des avantages mutuels à long terme. Toujours selon les auteurs, les comportements collaboratifs renforcent les relations à long terme basées sur la confiance personnelle. La collaboration entre les partenaires de la chaîne d'approvisionnement se traduit par des avantages, tels que la création conjointe de connaissances, le partage d'expertise, la compréhension des intentions du partenaire qui, à son tour, contribue à des coûts logistiques réduits et crée de la valeur dans la chaîne. La collaboration stratégique implique donc l'interdépendance des relations dans lesquelles les partenaires obtiennent mutuellement des résultats bénéfiques. La confiance et la collaboration influencent positivement le partage d'informations nécessaire à la réduction de l'effet coup de fouet dans les chaînes d'approvisionnement, et ainsi réduisent l'incidence des attitudes opportunistes par la présence du respect, de l'honnêteté, de la crédibilité et de la compréhension mutuelle entre le fournisseur et son client (Figure 6).

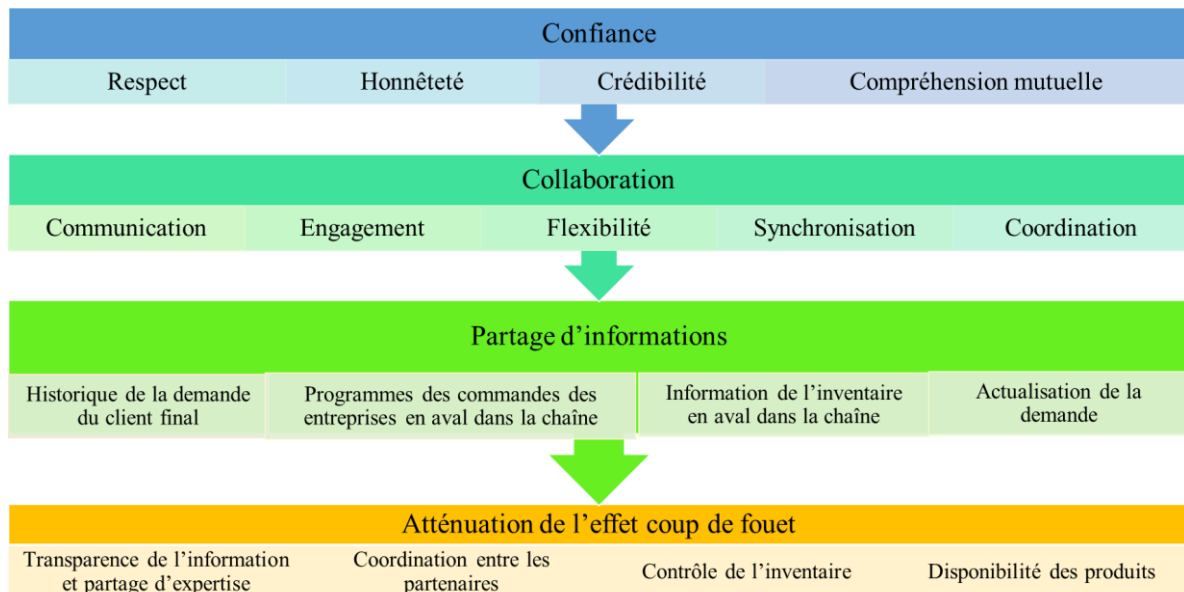


Figure 6: Confiance et collaboration pour atténuer l'effet coup de fouet

En termes de collaboration, Gulati et *al.* (2012) ont différencié les deux terminologies de « coopération » et « coordination ». La coopération a été définie comme étant l'engagement et l'alignement des intérêts des partenaires. En revanche, la coordination a été définie par l'alignement et l'ajustement efficaces des actions des partenaires. Les auteurs ont aussi souligné le manque d'attention porté à la coordination par les recherches antérieures, et la complémentarité entre coopération et coordination. Comme l'a indiqué Alter (2009), « il n'y a pas de coordination sans coopération, et il n'y a pas de coopération sans sentiment ». Dans une chaîne d'approvisionnement, l'alignement des intérêts et des objectifs sur une directive commune implique implicitement l'alignement des opérations des partenaires.

La gestion collaborative au sein des chaînes d'approvisionnement décentralisées concerne donc la coordination et la synchronisation de plusieurs activités de différentes fonctions depuis le début, par exemple l'approvisionnement en matières premières et la distribution des produits finis qui peut nécessiter différents mécanismes de coordination en raison de la décentralisation des opérations de la chaîne d'approvisionnement (Taghipour & Frayret, 2013b ; Vosooghizaji et *al.*, 2019).

Malgré un bon nombre d'études portant sur la coordination des opérations, il n'existe pas une seule et unique définition de la coordination au sein des chaînes d'approvisionnement (Arshinder et *al.*, 2011). Malone et Crowston (1990) donnent une définition intuitive de la coordination. Selon cette définition, lorsque plusieurs acteurs poursuivent des objectifs

ensemble, ils doivent faire des choses pour s'organiser sur ce qu'un acteur seul, poursuivant les mêmes objectifs, n'aurait pas pu faire. La coordination est alors présentée comme étant le traitement d'informations supplémentaires effectué lorsque plusieurs acteurs connectés poursuivent des objectifs qu'un seul acteur poursuivant le même sens n'aurait pas pu faire. Un exemple de cette définition peut être présenté par un réseau informatique avec un ensemble d'objectifs (des calculs à effectuer) et un ensemble de processeurs informatiques de différents types qui accomplissent les tâches permettant d'atteindre ces objectifs. Toujours selon ces auteurs, la coordination peut s'interpréter comme étant une sorte de comportement intelligent, de l'apprentissage, de la planification et de l'utilisation des langues, qui a pour objectif le développement organisationnel et par la suite la réalisation des objectifs en commun. Une définition plus parlante est celle donnée par Richardson et *al.* (2007) qui considèrent la coordination comme un « art de conversation ». Une telle définition a été inspirée par une expérience sociale analysant la relation liant les mouvements oculaires de deux sujets engagés dans un dialogue autour d'un sujet. L'analyse des récurrences croisées a révélé l'existence d'un couplage entre les mouvements oculaires des deux sujets. De plus, ce couplage est d'autant plus important si les individus auraient au préalable reçus des informations communes autour du sujet. De ce fait, en projetant cet exemple au domaine de la SCM, il paraît clair que l'échange d'informations entre des acteurs économiques d'une même chaîne d'approvisionnement, est un facteur clé qui augmente le « degré » de la coordination des opérations des partenaires. Plus encore, pour définir la coordination de la chaîne d'approvisionnement, Albrecht (2010) divise la littérature de la coordination en trois courants :

- Dans le premier courant, le système est coordonné si et seulement si toute la chaîne d'approvisionnement est optimisée, une définition stricte qui paraît, à priori, trop parfaite pour être vraie.
- Dans le deuxième courant, le système est coordonné s'il conduit à une « amélioration » de la chaîne d'approvisionnement par rapport à une solution de défaut où il n'y a pas de coordination. Comparée à la première définition, cette dernière paraît moins stricte et la première définition peut être considérée comme un cas particulier de la deuxième définition.
- Dans le troisième courant, la mise en œuvre du système de coordination peut aboutir à une solution possible ou faisable.

Les trois définitions de la coordination entre partenaires ne sous-entendent pas donc la même conception de la réalité. Aux fins de cette thèse, nous adoptons la définition du second

courant. Nous considérons qu'un système est coordonné s'il aboutit à une amélioration par rapport à une autre solution de défaut. Dans tous les cas, la coordination des opérations des acteurs d'une même chaîne peut se présenter sous différents types de mécanismes (Kanda & Deshmukh, 2008 ; Cholez et *al.*, 2017 ; Bellenger, 2017 ; Fulconis et *al.*, 2017).

Nous trouvons tout d'abord le partage d'informations. Les partenaires de la chaîne d'approvisionnement coordonnent leurs opérations en partageant les informations concernant la demande, les commandes, les stocks ou encore les données des points de vente. En temps utile demander des informations ou des engagements préalables aux clients en aval aide à réduire l'inventaire en offrant des réductions de prix et cette information peut se substituer au délai de livraison et à l'inventaire. La valeur du partage d'informations augmente à mesure que le niveau de service chez le fournisseur, les coûts d'inventaire du fournisseur, la variabilité de la demande et l'augmentation du temps de compensation, et la durée du cycle des commandes diminue. Qian et *al.* (2012) ont proposé des stratégies visant à encourager plusieurs détaillants à partager leurs informations sur la demande avec un fabricant dont la capacité de production est limitée. Zhao et Zhao (2015) ont mené une étude expérimentale pour analyser la performance d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs échelons pendant plusieurs périodes et selon différents scénarios de partage d'informations. La performance du système est examinée pour deux mesures : le coût d'exploitation et l'effet coup de fouet.

Nous trouvons ensuite les contrats de coordination : il s'agit principalement des contrats de prix de gros, des contrats de remises sur quantité et des contrats de partage des revenus. Les partenaires coordonnent en utilisant des contrats pour une meilleure gestion de la relation fournisseur-acheteur et du risque mutuel (Cholez et *al.*, 2017). Les contrats précisent les paramètres (quantité, prix, délai et qualité) dans lequel un acheteur passe des commandes et un fournisseur les exécute. Les objectifs des contrats se résument par l'augmentation du bénéfice total de la chaîne d'approvisionnement, réduire les coûts de surstockage et de sous-stockage et partager les risques entre les partenaires de la chaîne d'approvisionnement. Cachon (2003) a étudié la coordination des chaînes d'approvisionnement en proposant différents modèles présentés selon leur complexité. Les entreprises sont incitées à coordonner en ajustant leurs conditions commerciales par le biais de contrats qui établissent des systèmes de transfert de paiement. L'auteur définit ainsi un certain nombre de types de contrats tout en illustrant leurs avantages et leurs inconvénients. Giannoccaro et Pontrandolfo (2004) ont proposé un modèle de contrat basé sur le mécanisme du partage des revenus, visant à coordonner une chaîne

d'approvisionnement en trois étapes. Ce modèle permet d'atteindre l'efficacité du système décentralisé tout en améliorant les bénéfices de tous les acteurs de la chaîne, en ajustant les paramètres du contrat. Cachon et Larivière (2005) ont étudié les contrats de partage des revenus dans un modèle général de chaîne d'approvisionnement, les revenus étant déterminés par la quantité et le prix d'achat de chaque détaillant. Les auteurs ont considéré une demande qui peut être déterministe ou stochastique et des revenus qui sont générés par la location, ou par la vente. Les auteurs ont montré que le partage des revenus coordonne une chaîne d'approvisionnement avec un seul détaillant et répartit arbitrairement les bénéfices de la chaîne d'approvisionnement. Ensuite, les auteurs ont montré que le partage des revenus permet également de coordonner une chaîne d'approvisionnement avec plusieurs détaillants en concurrence. Sinha et Sarmah (2008) ont proposé un mécanisme de coordination pour une chaîne d'approvisionnement à deux échelons, en appliquant la théorie des ensembles flous (*Fuzzy Set Theory, FST*) pour trouver la quantité, le prix et le profit optimaux des acteurs de la chaîne. La demande et le coût inconnus sont estimés sur la base d'un jugement subjectif en utilisant des nombres flous triangulaires. Les auteurs se sont reposés sur une simulation avec 2500 cas aléatoires pour tester la méthode proposée. La solution obtenue est qualifiée de « quasi-optimale » ; elle se rapproche de celle d'un système avec des informations complètes. Xu et al. (2013) ont analysé la stratégie d'approvisionnement dans un système avec un fabricant et deux fournisseurs, un fournisseur principal et un fournisseur d'urgence. Les auteurs ont proposé un modèle pour formuler le problème et caractériser le contrat permettant de soigneusement concevoir la stratégie d'approvisionnement. Pour valider la méthode de coordination proposée et les valeurs optimales, ils effectuent une analyse de sensibilité et fournissent des exemples numériques. Lv et al. (2015) ont proposé des contrats de réservation de capacité dans un système d'assemblage avec un assembleur, qui possède des informations privées sur le marché, et achète les composants auprès de deux fournisseurs indépendants. Zhao et Zhu (2017) ont proposé un contrat de partage d'information du coût de service dans une chaîne à deux échelons. Les auteurs ont conclu que la performance du système décentralisé et coordonné s'approche de celle du système centralisé. Xie et al. (2017) ont étudié la performance de la coordination contractuelle des chaînes d'approvisionnement décentralisées en boucle fermée à double canal. Les auteurs ont comparé la décision centralisée et la décision décentralisée menée par la fabrication en examinant l'influence du ratio de partage des revenus dans les canaux aller et retour, sur les prix en ligne/hors ligne et sur les prix de gros. Ye et Yang (2018) ont étudié trois types de contrats de coordination, un contrat de partage des risques de surproduction, un contrat

de partage des risques de sous-production et un contrat mixte avec un modèle de négociation de Nash asymétrique. Les auteurs ont testé les trois contrats avec des données provenant de l'industrie des biocarburants à base de manioc en Chine. Les résultats aident les praticiens et les décideurs à comprendre quand et comment mettre en œuvre des contrats de coordination afin d'obtenir un approvisionnement durable en matières premières agricoles pour la production de biocarburants.

Ensuite, nous trouvons les technologies de l'information qui sont aussi utilisées pour améliorer la coordination entre les organisations (Sanders, 2008). Le développement des nouvelles technologies d'information et de communication a façonné de loin le nouveau visage des méthodes de travail dans pratiquement toutes les fonctions des organisations (Liouville, 2011). Les technologies de l'information servent de support infrastructurel à la fois au sein de l'organisation elle-même et dans les connexions en amont et en aval de toute la chaîne d'approvisionnement. La coordination inter-organisationnelle s'est révélée dotée d'un impact positif sur certaines mesures de performance des entreprises, telles que la qualité de service, les délais et les coûts de production (Vickery et al., 2003). Les technologies de l'information permettent de relier le point de production avec le point de livraison ou d'achat d'une manière transparente. Il permet la planification, le suivi et l'estimation des délais sur la base des données en temps réel. Les progrès des technologies de l'information (Internet, échange de données informatisées, ERP, e-business) permettent aux entreprises d'échanger rapidement des produits, des informations, des fonds et d'utiliser des méthodes de collaboration pour optimiser les opérations de toute la chaîne d'approvisionnement. Liu et al. (2005) ont indiqué qu'Internet peut améliorer l'efficacité de la communication, ce qui aide les acteurs à examiner les performances passées, à surveiller les performances actuelles et à prévoir la quantité de certains produits à produire afin de gérer le système de flux de travail. Jin (2006) a étudié la relation entre l'utilisation des technologies d'informations dans l'industrie d'habillement Américaine et trois niveaux de performance : opérationnel, financière et stratégique. L'auteur a conclu que seules les entreprises dont le volume des ventes est important bénéficient de l'utilisation des technologies de l'information pour accroître leur performance mesurée par le délai d'exécution. Benavent (2016) a étudié les six mécanismes de l'économie des plateformes, comme par exemple le *crowdsourcing*, une innovation radicale parmi les approches collaboratives permettant principalement la minimisation des coûts d'inventaire de l'exploitant par externalisation et décentralisation. Un exemple très connu adoptant cette approche est le géant Américain de commerce électronique Amazon.

Un autre moyen de la coordination est la prise de décision conjointe. Une décision conjointe aide à la résolution des conflits des partenaires et au traitement des exceptions en cas d'incertitude future. De nombreux facteurs interviennent dans la réalisation de la coordination, tels que les relations humaines, la technologie, les stratégies, les récompenses, le partage des connaissances, le partage des avantages, l'alignement des objectifs, la programmation de réunions périodiques des parties prenantes pour la résolution des conflits, la compréhension de la nature des intermédiaires et la connaissance des concepts, du statut ou du pouvoir des différents acteurs, et la résistance à suivre les instructions d'autres organisations (Gittell & Weiss, 2004). Le VMI est une initiative de coordination par prise de décision conjointe, par lequel un fournisseur assume la responsabilité de maintenir les niveaux d'inventaire et la détermination des quantités commandées pour ses clients. L'adoption du VMI présente un certain nombre d'avantages qui ont été signalés dans la littérature : la réduction des stocks, des intervalles de commande plus courts et des livraisons plus fréquentes. Le programme VMI implique généralement le partage des prévisions de la demande, des informations des coûts d'informations et des communications en temps utile, la fixation des niveaux de responsabilité, les paramètres de partage des risques et le partage d'objectifs communs entre acheteur et fournisseur. Le VMI peut être particulièrement avantageux pour les produits dont la demande présente de fortes variations et des coûts d'externalisation élevés (Cheung & Lee, 2002). Une deuxième forme de coordination par décision conjointe est la planification, prévision et réponse collaborative (*Collaborative planning, forecasting, and replenishment, CPFR*) qui se présente comme une initiative de collaboration dans laquelle deux ou plusieurs parties au sein d'un comité de surveillance planifient conjointement un certain nombre de décisions et élaborent des prévisions synchronisées, afin de déterminer les processus de production et de réapprovisionnement (Larsen et al., 2003). Les avantages du CPFR sont résumés par l'augmentation des ventes et des niveaux de service, un temps de réponse plus rapide aux commandes, des stocks de produits moins importants, des temps de cycles plus courts, des réductions de besoins en capacité, des réductions du nombre de centres de stockage, des améliorations au niveau des prévisions en termes de précision et des réductions des dépenses de l'ensemble du système.

D'autres approches de coordination, basées sur les propositions, les négociations ou les enchères, ont aussi montré leur capacité à établir et à gérer la gestion des opérations entre partenaires. Dudek et Stadtler (2007) proposent un processus basé sur la négociation pour synchroniser les plans entre un fournisseur et plusieurs acheteurs avec un minimum d'échange

d'informations par le biais de propositions et de contre-propositions. Chu et Leon (2008) proposent une heuristique pour trouver le calendrier de production et les politiques de réapprovisionnement d'un fournisseur unique dans un système d'inventaire multi-acheteurs qui minimise le coût de commande et d'inventaire du système dans un environnement d'informations restreintes. L'heuristique proposée présente le processus de négociations entre les acteurs, y compris certaines itérations avant d'obtenir la meilleure politique. Li et *al.* (2012) étudient un problème d'inventaire d'une chaîne d'approvisionnement pour une période de planification afin de trouver les quantités optimales et résolvent le problème par des techniques d'optimisation qui permettent de réduire au minimum les coûts pour l'acheteur, le fournisseur et l'ensemble du système. Mason et Villalobos (2015) proposent un mécanisme basé sur les enchères pour coordonner la production de produits périssables à travers un problème de programmation linéaire dans le but d'estimer le profit maximal du système. Les auteurs ont exploité un ensemble de données recueillies par le biais d'une étude de cas, et les résultats ont montré que le mécanisme proposé coordonne la chaîne d'approvisionnement en optimisant le profit.

Les approches de coordination sous entendent alors, quelque soient leurs formes, une sorte de communication essentielle entre partenaires. L'échange d'informations se définit alors comme un axe principal à toute forme de collaboration. Toutefois, la collaboration entre partenaires, dans son sens large, présente des limites pratiques. La documentation sur la chaîne d'approvisionnement révèle un certain nombre d'obstacles à la planification collaborative. La plupart des recherches sont générales en termes de compréhension de la manière à surmonter les limites dans les contextes spécifiques des entreprises. Ces obstacles sont liés à la nature des relations existantes, à l'échange d'informations et à la compréhension générale de ce que signifie la collaboration et la coordination. Le tableau 2 présente les principales limites pratiques de la collaboration dans les chaînes d'approvisionnement décentralisées.

Tableau 2: Facteurs faisant face à la collaboration entre partenaires

Inhibiteurs de collaboration	Explications et recommandations
<ul style="list-style-type: none"> • La nature des relations de la chaîne d'approvisionnement 	Généralement, les relations dans les chaînes d'approvisionnement décentralisées sont principalement antagonistes, alors que les acteurs doivent développer des relations beaucoup plus collaboratives avec les clients et les fournisseurs (Giordano-Spring & Travaille, 2018). Des initiatives telles que

	<i>(Efficient Consumer Response, ECR)</i> ont commencé à sensibiliser à la nécessité d'une plus grande collaboration.
<ul style="list-style-type: none"> • La confiance 	Les relations basées sur la confiance étant un élément important qui fait défaut dans les relations conflictuelles, les partenaires doivent développer une plus grande confiance dans leurs relations avec les fournisseurs et les clients. Le manque de confiance empêche souvent les acteurs de partager des informations avec d'autres, ou d'utiliser des informations reçues des partenaires ou de prendre des décisions conjointes (Oulmoudne & Benmoussa, 2017).
<ul style="list-style-type: none"> • Comprendre la signification de la collaboration 	Certains auteurs ont souligné la nature subjective de la collaboration (Holgado de Frutos et al., 2020). Le modèle de processus CPFR exige que les acteurs élaborent un accord ou un contrat commercial, définissant sur quoi ils vont collaborer (Karadayi-Usta & Serdarasan, 2020). Malgré de nombreux projets pilotes, la mise en œuvre à grande échelle de la planification collaborative n'a pas eu lieu. L'un des principaux obstacles à la mise en œuvre à grande échelle de la planification collaborative est le manque d'attention accordée à l'élaboration de l'accord commercial initial entre les partenaires, définissant comment ces acteurs allaient exactement collaborer et à l'égard de quels aspects de leurs activités commerciales (Barrat, 2004b).
<ul style="list-style-type: none"> • Échange d'informations 	En ce qui concerne la question fondamentale de l'échange d'informations à plusieurs niveaux de la chaîne d'approvisionnement, il existe relativement peu de conseils pratiques à l'intention des managers sur ce qu'il convient de partager et quand le faire. Le manque de confiance empêche le partage d'informations, principalement en raison des craintes de perte de confidentialité. Plusieurs recherches ont étudié les inhibiteurs de l'échange d'informations au sein des chaînes d'approvisionnement, au niveau stratégique, négligeant ainsi les questions relatives aux problèmes tactiques et opérationnels tels que la planification des prévisions (Guo et al., 2014 ; Cheng, 2011).
<ul style="list-style-type: none"> • Intégration du client 	La nécessité d'intégrer l'activité de relation en aval avec les clients à celle de la relation en amont avec les fournisseurs n'est pas reconnue (McCarthy & Golicic, 2002). Bien que de nombreuses organisations souhaitent étendre leurs initiatives de collaboration à d'autres partenaires de la chaîne d'approvisionnement, le défi reste de savoir comment y parvenir.
<ul style="list-style-type: none"> • Le rôle de la prévision 	De nombreux acteurs ne semblent pas comprendre le rôle de la prévision dans la planification collaborative. Les organisations n'apprécient pas la

	nécessité d'actualiser leurs prévisions en fonction des informations disponibles sur la demande, par exemple, au début de la promotion (Usunier & Bourbonnais, 2017)
• Mise en œuvre subjective	Malgré l'existence du modèle CPFRR et d'autres initiatives de planification collaborative, l'utilisation et la mise en œuvre de ces approches reste subjective. Elle répond généralement à un besoin organisationnel spécifique, sur une base nationale ou régionale. (Karadayi-Usta, 2019).
• Gestion de l'activité promotionnelle	Dans des secteurs fortement axés sur la promotion, l'efficacité des approches de planification collaborative en matière d'activité promotionnelle suscite des inquiétudes. Le modèle de processus CPFRR ne traite pas spécifiquement l'activité promotionnelle, si ce n'est en identifiant chaque promotion comme une "exception" à la demande normale, que le détaillant ou le fabricant doit toujours traiter (Hollmann et al., 2015).

1.1.2.5. *Coordination par partage d'informations*

L'une des principales approches d'optimisation des performances consiste à collaborer par partage d'informations (Ojha et al., 2019). Si les acteurs d'une même chaîne d'approvisionnement partagent toutes leurs informations (par exemple les informations de demande, de capacité, de coûts, d'objectifs, etc.) le système en entier se rapproche en termes de conception et de performances à celles d'un système centralisé. Par exemple, Surgere, un leader de technologie automobile Américain a annoncé un déploiement à grande échelle de sa plateforme partagée qui représente une unification sans précédent des constructeurs automobiles. La plateforme permet aux fabricants d'équipements et à leurs fournisseurs de fonctionner dans un écosystème de données de chaîne d'approvisionnement unique, partageant les données ainsi que les analyses pour déplacer, suivre et gérer plus efficacement l'inventaire des conteneurs et des pièces entre les entreprises (Henderson, 2018). Surgere s'attaque directement aux pertes et à l'inefficacité inhérentes à la chaîne d'approvisionnement automobile et devrait créer des améliorations de la rentabilité grâce à une collaboration « massive » à travers l'utilisation partagée de technologies très sophistiquées. La politique du partage d'informations présente l'une des solutions managériales les plus courantes dans le domaine de la SCM. Pendant les dernières années, de nombreuses études ont souligné l'importance du partage d'informations au sein de la chaîne d'approvisionnement (Lambert & Cooper, 2000 ; Lau & Lee, 2000 ; Barratt, 2004b ; La Londe & Ginter, 2002 ; Trkman et al., 2006). Les contrats de partage d'information

entre les acteurs économiques d'une chaîne d'approvisionnement peuvent engendrer des avantages importants, tels qu'une productivité accrue, une meilleure élaboration des politiques et des services intégrés.

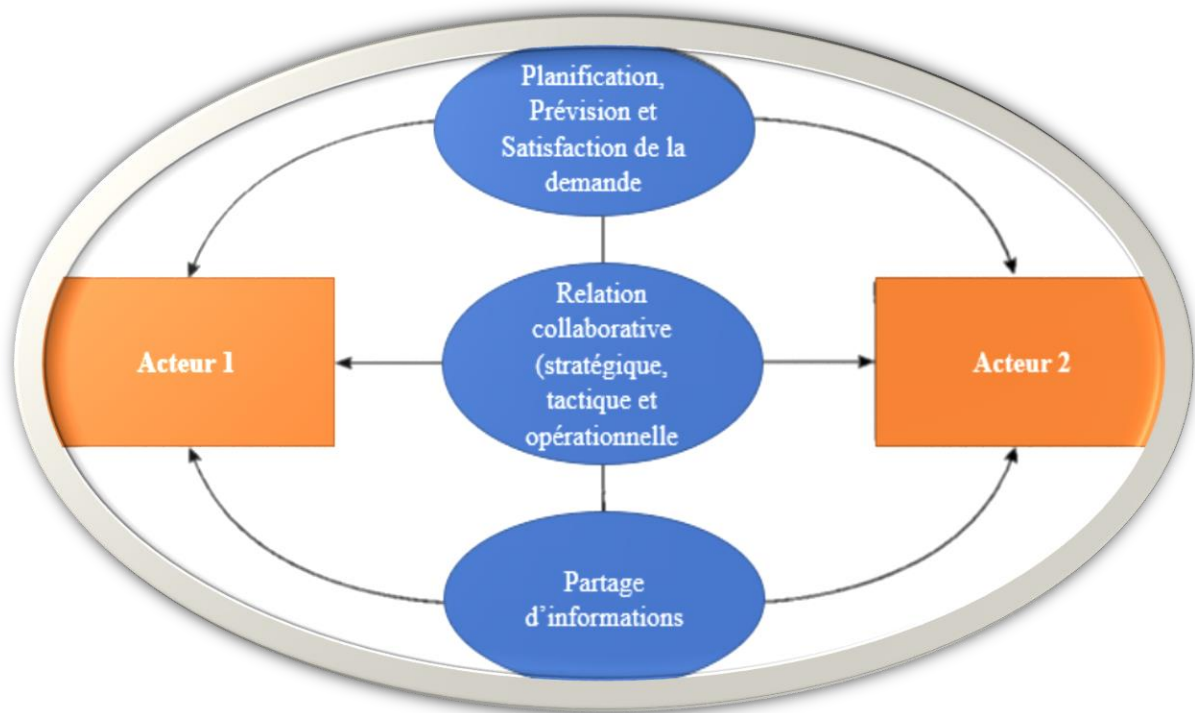


Figure 7: Un modèle de collaboration par partage d'informations

Une série d'articles ont soutenu que le partage d'informations peut réduire les niveaux d'inventaire et les coûts associés des acteurs en amont (Cachon & Fisher, 2000 ; Yu *et al.*, 2001 ; Sahin & Robinson, 2005). La figure 7 présente un modèle de relation collaborative par partage d'informations entre deux acteurs.

Li (2013) a exploré de nouveaux moyens afin de réduire l'effet coup de fouet dans les systèmes de la chaîne d'approvisionnement qui sont confrontés à des incertitudes face aux informations partagées. En adoptant la simulation, l'auteur a conclu que le partage d'informations est essentiel pour réduire les fluctuations de la reconstitution des stocks, ce qui permet d'améliorer les performances de la chaîne d'approvisionnement. La reconstitution des stocks des entreprises dépend des informations de la demande des clients. Pour éviter l'accumulation des inventaires générateurs de coûts et d'obsolescence, l'information de la demande doit être fréquemment mise à jour et partagée avec transparence et crédibilité. Trapero *et al.* (2012) ont étudié l'impact de l'échange d'informations sur les performances de prévision

des fournisseurs. Les auteurs ont conclu que le partage d'informations améliore la performance des prévisions de la demande. Croson et *al.* (2014) ont argumenté que la coordination par partage d'informations diminue ainsi le risque d'une très forte distorsion de la demande. Plus particulièrement, plusieurs chercheurs ont montré que le partage de l'information de la demande du client final réduit l'effet coup de fouet et diminue le niveau d'inventaire moyen (Chen et *al.*, 2000b ; Lee et *al.*, 2000 ; Cheng & Wu, 2005). La demande du client final présente une information capitale qui doit être bien prise en compte par tous les acteurs de la chaîne d'approvisionnement (Ciancimino et *al.*, 2012 ; Asgari et *al.*, 2016). Cette information fait généralement référence à la demande variable et aléatoire du marché auquel s'adressent les entreprises. La demande est souvent présentée en quantité à une date ou à une période spécifique. D'ailleurs, plusieurs chercheurs ont consacré une importance élevée aux études comportementales des clients (Arnould & Thompson, 2005 ; Badot et *al.*, 2009 ; Lemoine, 2003). Ces études ont montré que cette demande est pleinement façonnée par les composantes ethnologiques et environnementales des consommateurs (comme par exemple le plaisir ressenti par le client dans le magasin, l'état d'excitation dans le magasin, le temps passé au point de vente, le montant des achats réalisé, etc.).

Si plusieurs recherches se sont intéressées à l'étude des facteurs mobilisant la demande du client final, c'est qu'il existe bien des motivations tant dans le monde académique que dans le monde entrepreneurial. Sur le plan opérationnel, comme la demande initiale du client final constitue le « moteur-source » des profits générés pour l'ensemble de la chaîne d'approvisionnement, une meilleure connaissance de la demande des clients est alors considérée comme un outil de sécurité des niveaux d'inventaire et de réduction des coûts d'inventaire. En effet, si les acteurs en amont ont accès aux données des points de vente, l'effet néfaste de la distorsion de la demande diminue. Étant donné que les acteurs en aval partagent leurs informations de demande, les acteurs en amont seraient conscients de la variance des termes d'erreur de la demande du client. Ils pourraient ainsi utiliser cette variance dans leurs décisions de prévisions au lieu de la variance amplifiée due à l'effet coup de fouet (Lee et *al.*, 2000). Disney et Towill (2002) et Ireland et Crum (2005) ont indiqué que les niveaux de stocks pouvaient être réduits jusqu'à 50% et les coûts des stocks réduits jusqu'à 40%, ce qui se traduit par une amélioration concurrentielle sur le marché. Le partage d'information de la demande s'avère alors l'un des catalyseurs les plus importants permettant d'améliorer les chaînes d'approvisionnement. Cela nécessite, bien entendu, que les acteurs en amont aient accès aux données de la demande des clients au niveau des acteurs en aval. Certains chercheurs (Chen et

al., 2000b ; Lee et *al.*, 2000 ; Yu et *al.*, 2002 ; Raghunathan, 2003) ont conclu que les acteurs en aval doivent partager les informations relatives à la demande des clients avec les acteurs en amont dans le but de réduire l'effet coup de fouet. Néanmoins, le besoin de mécanismes d'extraction d'informations, a toujours été un sujet de discussion ouverte dans la littérature. De nombreux chercheurs (Lee & Whang, 2000 ; Mendelson, 2000 ; Fawcett et *al.*, 2007 ; Forslund & Jonsson, 2007 ; Klein et *al.*, 2007) ont également soutenu que le partage d'informations présente un certain nombre de limitations pratiques, à prendre en compte.

Cependant, l'implantation des mécanismes de partage d'informations n'est pas toujours garantie. Plusieurs facteurs sont à l'origine de l'abstention au partage d'informations. Parmi ces facteurs, le manque de confiance et de transparence, le manque de disponibilité des systèmes d'informations et leurs incompatibilités, les coûts associés, la qualité d'information et les fuites d'informations constituent les principaux barrages au partage formel ou explicite d'informations (Anand & Goyal, 2009 ; Li, 2002 ; Hays, 2004). Les inhibiteurs au partage d'informations aboutissent à des solutions « sous-optimales » et des performances médiocres. Un exemple de la vie réelle est présenté dans le travail de Vosooghizaji et *al.* (2019). Les auteurs ont rapporté le tragique accident pétrolier rapporté par le Washington Post qui s'est produit en août 2016 en Floride, ce qui a entraîné une pénurie de protoxyde d'azote, un ingrédient essentiel à la fabrication de la crème fouettée aux États-Unis. La perturbation de la chaîne d'approvisionnement en amont a eu des conséquences néfastes sur les coûts pour les producteurs, les détaillants et les clients. Le manque d'informations a généré de considérables pertes de ventes. Les auteurs ont mentionné que si les détaillants avaient reçu des alertes des fournisseurs, ils auraient pu planifier à l'avance ou chercher des solutions alternatives pour répondre à la pénurie de crème fouettée pendant la haute saison des fêtes. De nos jours, un exemple plus flagrant qui permet d'accentuer les conséquences économiques désastreuses de la décentralisation, est présenté par la pandémie liée au COVID-19 qui a déstabilisé 185 pays (rupture de la livraison des matières premières provenant de la Chine) et qui a engendré la suspension de plusieurs activités telles que l'automobile et le tourisme. Le manque de coordination par partage d'informations a engendré un effet de « domino » sur l'économie mondiale.

Malgré tous les avantages et bénéfiques procurés par le partage d'informations, le manque de disponibilité des systèmes d'information est l'un des premiers obstacles les plus courants faisant face au partage d'informations (Ali et *al.*, 2017). SCM World rapporte que de nombreuses

entreprises sont gênées par les coûts d'investissement élevés et les problèmes de mise en œuvre du système associé au partage formel d'informations (Courtin, 2013). La négociation étant l'enjeu habituel pour réduire les coûts des acteurs de la chaîne d'approvisionnement, les pertes monétaires restent la principale raison du blocage des investissements (Klein et *al.*, 2007). Les coûts des systèmes d'informations sont composés des coûts d'achat initiaux et des coûts de mise en œuvre (Fawcett et *al.*, 2007). Bien que les développeurs cherchent constamment à trouver des solutions de compatibilité, les entreprises ont tendance à résister au changement en raison de problèmes intra-organisationnels. Même lorsque les entreprises réussissent à mettre en place des systèmes d'informations, d'autres problématiques telles que le manque de confiance et le manque de dialogue persistent (Mendelson, 2000). Dans ce cas, chaque partenaire se méfie de la possibilité que d'autres partenaires abusent des informations et récoltent tous les avantages du partage d'informations (Lee & Whang, 2000). Par conséquent, une confiance établie constitue un premier pilier nécessaire pour toute collaboration.

Outre ces inhibiteurs, même lorsque la technologie de l'information et la confiance existent entre les partenaires, un autre type de freins peut persister. Il s'agit d'abord de la précision des informations lorsque les décideurs ne font pas confiance aux informations partagées en termes de qualité et estiment que l'erreur est relativement élevée (Forsslund & Jonsson, 2007). L'effet de fuite d'information peut également être une raison de limitation du partage d'informations. Les gestionnaires craignent toujours que les informations partagées puissent être obtenues ou déduites par des concurrents qui réagiront à l'activité du partage d'informations. Par exemple, Ward (wardsauto.com) a mené une enquête auprès de 447 constructeurs automobiles. 28% des personnes interrogées ont déclaré que leur propriété intellectuelle avait été révélée par au moins un producteur de voitures à Detroit et 16% par leur fabricant (Anand & Goyal, 2009). En conséquence, la réaction des concurrents peut modifier l'allocation des avantages pour les parties impliquées dans le partage d'informations (Li, 2002). L'entreprise Wal-Mart a annoncé qu'elle ne partagera plus ses informations avec d'autres sociétés comme Inc et AC Nielson, car elle considère que les données constituent une priorité absolue craignant ainsi les fuites d'informations (Hays, 2004). Par conséquent, de nombreuses entreprises contrôlent leurs flux d'informations, ce qui entraîne des coûts opérationnels supplémentaires.

Au vu de ces obstacles, de nouvelles orientations de recherche se basant sur la prévision collaborative, ont été établies afin de trouver des substituts au partage formel d'information, des solutions qui permettent en quelque sorte de contourner le problème. L'instauration de la

coordination des prévisions entre partenaires permet d'élever les performances des planifications tactiques et opérationnelles, mais également d'aligner ces performances avec la planification stratégique (Duus, 2016). L'une de ces approches collaboratives est appelée inférence de la demande en aval (*Downstream Demand Inference, DDI*).

1.1.2.6. Inférence de la demande en aval : L'approche DDI

Au milieu de toutes ces discussions, et pour faire face à ces dilemmes, une nouvelle approche collaborative a récemment vu le jour (Ali & Boylan, 2011 ; Ali & Boylan, 2012 ; Ali et al., 2017). Il s'agit d'une approche basée sur la prévision collaborative, connue sous le nom de DDI, et qui permet l'amélioration des performances des chaînes d'approvisionnement décentralisées. C'est une approche qui se base sur la coordination des méthodes de prévision dans le but de réaliser des marges de profits considérables qui peuvent être partagés entre les différents partenaires d'une même chaîne d'approvisionnement. Lorsque l'acteur en aval d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, n'est pas capable de partager les données des points de ventes, ou ne souhaite pas partager ces données pour des raisons concurrentielles, l'acteur en amont est capable d'inférer la demande du client arrivant au niveau de son acteur en aval, sans qu'il soit nécessaire d'un partage d'informations d'une manière explicite. Une série d'articles (Raghunathan, 2001 ; Zhang, 2004 ; Gaur et al., 2005 ; Gilbert, 2005) a montré que dans une chaîne à deux niveaux, constituée d'un acteur en amont, par exemple un fabricant et d'un acteur en aval, par exemple un détaillant, recevant la demande d'un client final, les commandes du fabricant auprès du fournisseur contiennent déjà des informations sur la demande du client final. Ainsi, l'historique des commandes de l'acteur en aval, disponible chez l'acteur en amont, permet de déduire la demande du client. Selon cette approche, il est possible de réaliser des économies de niveaux (ou coûts) d'inventaire grâce à la coordination des méthodes de prévision et à la négociation, si la confiance est établie entre les partenaires (Ali et al., 2017). La figure 8 montre un schéma simplifié illustrant le principe de l'approche DDI.

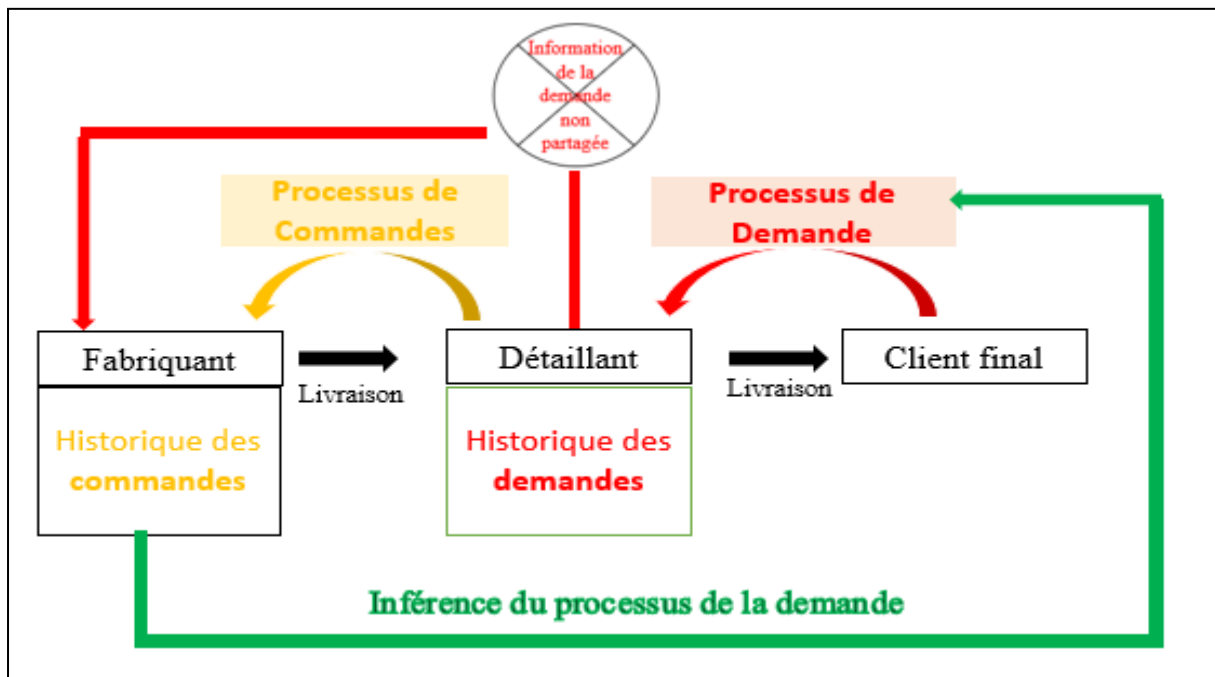


Figure 8 : Schéma simplifié du principe de l'approche DDI

Les auteurs de cette direction de recherche reposent sur deux hypothèses de base : L'historique des commandes contient déjà l'information du processus de la demande et ce dernier ainsi que ses paramètres sont connus pour les acteurs de la chaîne d'approvisionnement. Par conséquent, si cela est toujours vrai, le partage d'information n'a aucune valeur ajoutée. Des chercheurs ont alors présenté les principes de faisabilité de l'approche DDI et ont montré qu'il est impossible de déduire la demande du client d'une manière précise par un membre en amont si les hypothèses du modèle sont strictement réalistes (Ali & Boylan, 2011). Cette affirmation s'explique par la non-faisabilité de l'inférence lorsque la propagation de la demande tout au long de la chaîne d'approvisionnement n'est pas toujours unique. Ainsi, ces auteurs ont conclu que le partage formel d'information garde toujours une valeur dans les chaînes d'approvisionnement. Les travaux d'Ali et Boylan (2011, 2012) ont montré que cette inférence n'est pas possible lorsque l'acteur en aval utilise des méthodes de prévision telles que la méthode SES ou encore la méthode de l'erreur quadratique moyenne minimale (*Minimum Mean Squared Error, MMSE*), mais uniquement s'il adopte la méthode moyenne mobile simple (*Simple Moving Average, SMA*) dite « non optimale » et largement utilisée dans la littérature (Svetunkov & Petropoulos, 2018). Cette méthode de prévision est basée sur les N observations les plus récentes et, pour la prévision de chaque période future, l'observation la plus ancienne est supprimée et échangée par la dernière observation. Cette méthode assez simple attribue des pondérations égales aux N observations historiques, c'est-à-dire un poids de l'ordre de $1/N$ pour

chaque observation. Comme Ali et Boylan (2012) l'ont démontré, si un acteur en aval accepte d'adopter la méthode SMA dans ses prévisions de demande, l'acteur en amont sera en mesure d'inférer la demande des clients seulement à partir de l'historique des commandes reçues. Cela se traduit par la conclusion suivante : pour un processus d'ordres ou de commandes bien connu au niveau de l'acteur en amont, il existe un processus de demande unique qui parvient à l'acteur en aval. Il est donc possible pour un acteur en amont d'estimer les paramètres et de reconstituer le processus de demande parvenant à son propre acteur en aval. Il a été également argumenté que la structure et les paramètres des séries chronologiques peuvent faire l'objet d'un partage d'informations au lieu de la demande elle-même. Cela devra prendre bien évidemment en considération les coûts liés au partage de ces informations.

Ali et *al.* (2017) étaient les premiers à caractériser la performance de l'approche DDI à travers une étude empirique. Les auteurs ont étudié trois approches différentes pour examiner la valeur du partage d'informations dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, sous l'hypothèse d'un processus de demande type AR (1). La première approche, appelée « non partage d'informations » (*No Information Sharing, NIS*), est une stratégie de gestion qui correspond à un système décentralisé, où l'information de la demande du client n'est pas partagée entre les deux acteurs de la chaîne, et l'acteur en amont base simplement ses prévisions sur l'historique des commandes reçues de l'acteur en aval. La deuxième approche, appelée « partage d'information de prévision » (*Forecast Information Sharing, FIS*), correspond au système centralisé où l'acteur en amont a une parfaite connaissance de la demande du client arrivant au niveau de l'acteur en aval et base ainsi ses prévisions à la fois sur l'historique des commandes et celui de la demande partagée. La méthode optimale MMSE était employée comme méthode de prévision tant dans le système décentralisé présentant des solutions « sous-optimales », que dans le système centralisé présentant des solutions « optimales ». En adoptant l'approche DDI comme une troisième approche, les auteurs ont montré que cette approche de coordination surpasse l'approche décentralisée NIS en termes d'erreur quadratique moyenne (*Mean Squared Error, MSE*) et en termes de coûts moyens d'inventaire pour des valeurs assez élevées du coefficient autorégressif du processus de la demande. Elle permet ainsi d'élever les performances du système décentralisé de la chaîne, sans pour autant passer par un échange explicite d'informations. Les auteurs ont également étudié la sensibilité de l'approche DDI vis-à-vis de l'horizon N de la méthode SMA et du délai de livraison L , et ont constaté que cette approche est spécialement plus efficace pour des valeurs élevées de N et des valeurs relativement faibles de L . Concrètement, la performance de l'approche DDI augmente d'autant

plus que les délais de livraison diminuent, et d'autant plus que les décideurs considèrent des intervalles d'historique plus grands dans la méthode SMA. Les auteurs ont constaté que les améliorations (réductions) apportées aux indicateurs de performance MSE et coûts moyens d'inventaire n'étaient pas proportionnelles. Entre autres, il a été rapporté les mêmes performances lorsque la demande suivait un processus moyenne mobile d'ordre 1 (*1st-order Moving Average, MA(1)*)² ou un processus autorégressif d'ordre 1 et moyenne mobile d'ordre 1 (*1st-order AutoRegressive 1st-order Moving Average, ARMA(1,1)*)³. Les premiers rapports sur les résultats de performance de l'approche DDI étaient donc prometteurs. Ali et *al.* (2017) ont réalisé une analyse empirique basée sur les données d'un grand marché européen. Sur 557 séries temporelles parmi 1802, seulement 30,9% ont été identifiées comme des processus type AR (1), et ont été sélectionnées pour leur analyse. Les autres séries de données (69,9%) n'ont donc pas été intégrées dans leur travail car elles n'étaient pas modélisables par des processus AR (1).

Jusqu'à l'année 2017, l'approche DDI se limitait donc aux chaînes d'approvisionnement à deux niveaux dont l'acteur en aval adopte la méthode SMA, et dont le processus de demande du client final suit un modèle AR (1). Plus exactement, les modèles développés autour de la quantification des erreurs de prévision, du niveau d'inventaire moyen ou encore de l'effet coup de fouet ne permettaient pas d'élargir le champ d'application théorique de ces résultats. La prise en compte d'hypothèses plus réalistes dans les modèles de demande reste l'une des orientations les plus importantes dans la théorie de l'inventaire (Graves, 1999). De nombreux chercheurs ont étudié la dépendance de la valeur du partage d'informations avec la structure temporelle du processus de demande en utilisant une méthodologie ARMA(p,q)⁴. La partie AR indique que la variable d'intérêt en évolution est régressée sur ses propres valeurs décalées ou antérieures. La partie MA indique que l'erreur de régression est en fait une combinaison linéaire de termes d'erreur dont les valeurs se sont produites simultanément et à différents moments dans le passé.

² Un processus MA (1) est un modèle de séries temporelles dont l'observation à la date ou la période t dépend (est corrélée) du terme aléatoire à la date ou la période $t-1$, en plus d'un terme aléatoire (erreur ou résidu) observé à la période ou la date t (Brockwell et *al.*, 2002 ; Shumway & Stoffer, 2011).

³ Un processus ARMA (1,1) est un modèle de séries temporelles dont l'observation à la date ou la période t dépend (est corrélée) de l'observation et du terme aléatoire à la date ou la période $t-1$, en plus d'un terme aléatoire (erreur ou résidu) observé à la période ou la date t . (Brockwell et *al.*, 2002; Shumway & Stoffer, 2011).

⁴ Un processus ARMA(p,q) est un modèle de séries temporelles dont l'observation à la date ou la période t dépend (est corrélée) de l'observation aux dates ou aux période $t-1, \dots, t-p$, des termes aléatoires aux dates ou aux période $t-1, \dots, t-q$, en plus d'un terme aléatoire (erreur ou résidu) observé à la période ou la date t (Brockwell & Calder, 2002 ; Shumway & Stoffer, 2011).

Plusieurs chercheurs ont soutenu que les demandes sur des périodes de temps consécutives sont rarement statistiquement indépendantes (Kahn, 1987 ; Graves, 1999 ; Lee et *al.*, 2000). Par conséquent, il conviendrait de modéliser le processus de la demande (tourisme, carburant, produits alimentaires, machines, etc.) sous forme de séries temporelles auto-corrélées, dans la mesure où il s'agit de biens à long cycle de vie. L'un des modèles les plus répandus en littérature contemporaine est le processus type ARMA(p, q). C'est un modèle mathématique qui permet de modéliser les interdépendances de plusieurs observations d'une seule variable en fonction du temps. A titre représentatif, la figure 9 illustre un processus de type ARMA (3,2) simulé sur un horizon de 1000 observations sous logiciel Matlab. Les paramètres de ce processus sont les suivants : $c = 10$; $\phi_1 = 0,6$; $\phi_2 = 0,2$; $\phi_3 = -0,1$; $\theta_1 = 0,4$; $\theta_2 = 0,1$; $\sigma_\xi^2 = 1$ et le code de simulation est donné par les deux instructions suivantes :

```
Mdl = arima('Constant',10,'AR',{0.4,0.2,-0.1},'MA',{0.4,0.1},'Variance',1) ;
plot(simulate(Mdl,1000))
```

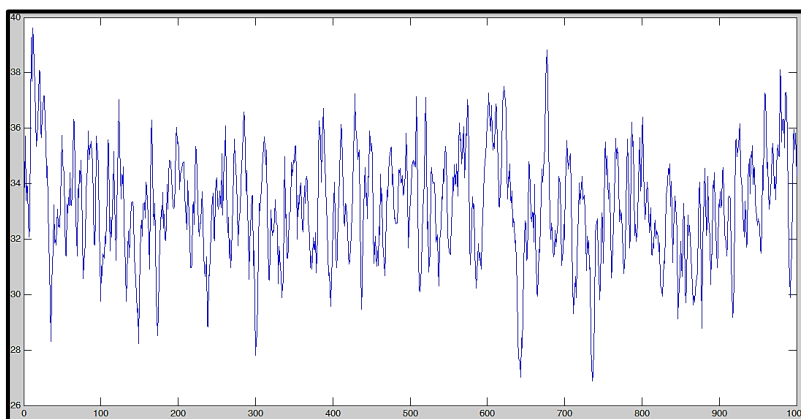


Figure 9: Exemple d'un processus ARMA(3,2) simulé

Ce type de processus est caractérisé par une moyenne stationnaire au cours du temps. Il permet non seulement une modélisation significative des variations au cours du temps, mais il permet également de prendre en considération les différents pics (fortes variations) qui peuvent se réaliser, tout en gardant une moyenne stationnaire. Un tel modèle peut être utile lors de grandes variations de la demande sur des intervalles de temps courts comme par exemple l'augmentation de la demande du gaz naturel pendant les saisons hivernales (Ervural et *al.*, 2016) ou encore l'augmentation de la demande des services hôteliers pendant les saisons de vacances (Chu, 2009 ; Gustavsson & Nordström, 2001). Le modèle ARMA permet aussi de traiter la demande dans plusieurs secteurs comme celle du transport (Gong, 2010), celle du

secteur de l'électricité (Pappas et *al.*, 2010), ou encore la demande dans le secteur automobile (Chen et *al.*, 2010).

1.1.3. Opportunités de contributions

À l'issue de l'examen de la littérature, il apparaît que :

- Les principales motivations de coordination dans les chaînes d'approvisionnement décentralisées sont l'optimisation des performances de la production, de la distribution et de l'approvisionnement, dans lesquelles les décisions concernant la quantité et le prix qui doivent être prises par plusieurs décideurs indépendants.
- Différents scénarios et plusieurs hypothèses sont étudiées vis-à-vis de la valorisation du partage d'informations dans la chaîne d'approvisionnement.
- Différentes méthodes d'analyse, généralement des méthodes quantitatives basées sur des approches d'optimisation locale et globale, sont étudiées.
- Plusieurs approches d'optimisation sont basées sur des algorithmes et des méthodes itératives pour la résolution.
- Différents modèles de séries temporelles sont déployés pour la modélisation des processus de demande et de commandes.
- Les mesures de performance les plus couramment utilisées sont les erreurs de prévisions (moyennes, quadratiques ou en valeur absolue), les niveaux moyens d'inventaires, les profits, les coûts et l'effet coup de fouet. Dans la plupart des travaux, une ou deux métriques de performance sont étudiées à la fois.
- Plusieurs mécanismes ont été proposés pour coordonner les chaînes d'approvisionnement ; les mécanismes sous la forme de contrats ont la plus grande part dans la littérature.
- La plupart des approches de coordination impliquent des coûts de coordination à prendre en compte.
- Plusieurs recherches considèrent des approches centralisées et décentralisées pour pouvoir comparer les résultats. Généralement, la solution du système centralisé est utilisée comme solution de référence.
- Lorsque la valeur exacte d'un paramètre, tel que le coût, n'est pas connu, un jugement subjectif ou une simulation de valeurs probables (valeur moyenne ou médiane) peut être utilisé.
- La plupart des recherches et des études de cas sont limitées aux chaînes d'approvisionnement de deux ou trois niveaux. Certaines revues considèrent plusieurs acteurs sur un même niveau mais rares sont celles qui considèrent plus de trois niveaux en série.

- La plupart des études des chaînes d'approvisionnement considèrent que la demande qui régit le système suit un processus de type AR (1). Rares sont celles qui considèrent des demandes de type ARMA(p, q).
- Les méthodes de prévision adoptées par les acteurs dans une chaîne d'approvisionnement influencent la performance de toute la chaîne.

Sur la base de ces constatations, nous avons porté un premier intérêt à la coordination dans les chaînes d'approvisionnement à travers les politiques de partage d'informations. Les politiques du partage d'informations portent essentiellement sur la définition même des systèmes décentralisés. Si les partenaires acquièrent exactement les mêmes quantités et qualités d'informations, le système est alors ramené à un système centralisé puisque toutes les décisions vont être issues d'une seule base de données unique et complète (données non éparpillées). La communauté scientifique a généralement accepté que le partage d'informations entre les partenaires augmente significativement les performances du système décentralisé, tant au niveau tactique et opérationnel qu'au niveau stratégique. Sur les plans tactique et opérationnel, la coordination par partage d'informations permet principalement la réduction des erreurs liées aux prévisions, la réduction des niveaux d'inventaires moyens, des coûts d'inventaire et de l'effet coup de fouet. Sur le plan stratégique, les politiques de partage d'informations permettent d'établir des relations de confiance qui perdurent dans le temps pour d'autres éventuelles approches de collaboration dans le futur. Toutefois, les nombreuses limites pratiques de ces approches persistent.

Il s'est avéré alors une opportunité de recherche que nous avons estimé pertinente et prometteuse. L'approche collaborative DDI a attiré notre attention. Par conséquent, nous nous sommes penchés sur l'étude et l'analyse des performances de l'approche DDI qui permet le dépassement des limites des politiques de partage d'informations nécessitant des mécanismes informationnels spécifiques. Ce choix est justifié tout d'abord par le fait que cette approche est d'une actualité récente, et ensuite par les prérequis nécessaires à l'analyse de cette approche dont nous disposons. Cette approche sous-entend l'unicité de la propagation de demande tout le long de la chaîne d'approvisionnement, et elle est applicable quel que soit le secteur d'activité et quel que soit le bien sous-jacent. Cette unicité de propagation garantit la faisabilité de l'inférence puisque pour tout processus de demande au niveau de l'acteur en aval, il existe un unique processus de commandes au niveau de l'acteur en amont, et vice versa. Si l'inférence est possible, c'est-à-dire si l'acteur en aval utilise la méthode SMA pour ses prévisions de

demande, l'acteur en aval est capable d'inférer mathématiquement le processus de demande uniquement à partir de son historique des commandes de l'acteur en aval. Il n'existe donc pas à priori de frais de coordination, sauf dans le cas où les acteurs souhaitent se partager des informations concernant le type de processus, ses coefficients, ainsi que le paramètre N de la méthode SMA. Cette approche a montré que les performances du système décentralisé peuvent être approchées à celles du système centralisé où l'information de la demande est explicitement partagée par un mécanisme de partage d'informations. La théorie de cette approche est uniquement développée pour des processus de demande de type AR (1) et n'est donc faisable qu'au moyen d'une méthode de prévision SMA.

Résumons : L'approche DDI se focalise sur la structure temporelle de l'information de la demande en raison de son importance à décrire la dynamique du marché. Elle ne considère donc pas les autres types d'informations. L'approche DDI a été évaluée dans un contexte d'un modèle d'une demande de type AR (1). De plus, en raison de son actualité, l'approche ne s'est avérée possible que si l'acteur en aval utilise une certaine méthode de prévision, la méthode moyenne mobile simple SMA. Aucune autre méthode ne permet avec précision, l'inférence du processus temporel de la demande. Entre autres, les résultats des performances de cette approche n'ont pas été étudiés dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux (*multi-level supply chain*).

Concrètement, les entreprises dans une chaîne d'approvisionnement décentralisée ne répondant pas à ces conditions : c'est-à-dire une chaîne à plusieurs niveaux et/ou une chaîne faisant face à une demande d'un client final différente d'un processus AR (1) et/ou les acteurs en aval de la chaîne n'utilisent pas la méthode SMA comme méthode de prévision, ne peuvent pas appliquer une telle approche de prévision collaborative.

Ainsi, à partir de l'identification des opportunités de recherche liées à l'approche DDI, nous avons établi les questions sous-jacentes suivantes :

- Comment peut-on élargir le champ d'application de l'approche de prévision collaborative DDI ?
- Comment les performances opérationnelles de l'approche DDI se comportent face à des demandes plus générales que celles modélisables par des processus AR (1) ?
- Comment ces performances se comportent face à l'introduction d'une autre méthode de prévision ?

- Quelles sont les caractéristiques opérationnelles d'une telle approche dans les chaînes d'approvisionnement décentralisées ?
- Comment les partenaires peuvent partager les revenus d'une telle approche dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux ?

1.1.4. Objectif et directions de recherche

Nous souhaitons nous inscrire dans le courant de la recherche opérationnelle portant sur les approches de prévision collaborative dans les chaînes d'approvisionnements décentralisées. Plus précisément, nous souhaitons contribuer à la connaissance de l'enjeu de l'inférence de la demande en aval au travers d'un travail appliqué à un cadre théorique plus large. Notre objectif est **l'examen de la contribution de l'approche DDI à la performance opérationnelle des chaînes d'approvisionnement décentralisées, dans un cadre théorique plus large**. La Figure 10 montre les deux principales directions de recherche adoptées dans nos travaux. La première direction porte sur la structure temporelle de la demande. Nous évaluerons la performance opérationnelle de l'approche DDI dans un contexte d'une demande de type $ARMA(p,q)$. La deuxième direction vise à tester la robustesse de l'approche DDI face à l'introduction de la méthode moyenne mobile pondérée (*Weighted Moving Average, WMA*). Il s'agit d'une variante de la méthode SMA, où le gestionnaire prévoit l'observation future en se basant toujours sur les N observations les plus récentes, mais cette fois-ci en accordant des pondérations différentes à ces observations. De plus, nous développons l'étude de ces deux directions dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux.

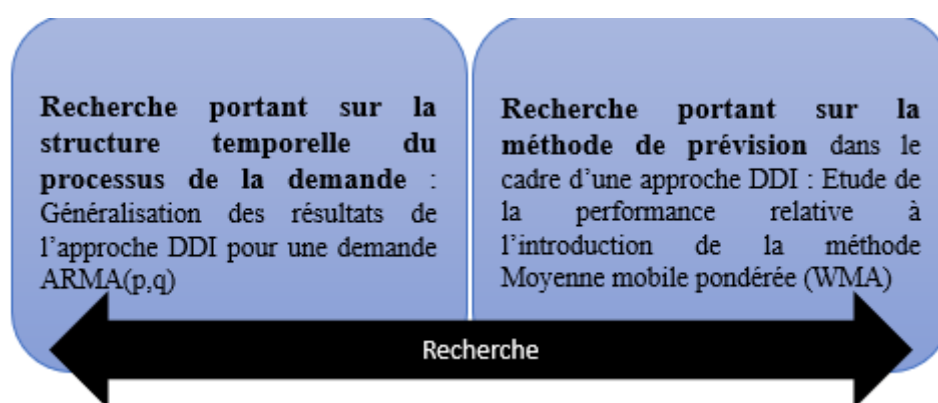


Figure 10: Principales directions d'élargissement du champ théorique de l'approche DDI

Cette thèse va donc permettre de développer une approche de prévision collaborative qui vise à surmonter la faiblesse des approches du partage d'informations et ainsi contribuer à

l'avancée technique de la coordination des opérations de prévision dans un contexte de chaînes d'approvisionnement décentralisées à plusieurs niveaux.

Ce travail permettra d'une part de donner au lecteur la possibilité de suivre précisément la manière dont les interprétations ont été élaborées, et d'autre part de lui communiquer le plus d'informations possibles pour lui faciliter une éventuelle mobilisation de ces connaissances dans un autre contexte de recherche.

1.2. Etablissement du cadre méthodologique : le Concret

Cette partie a pour objectif de définir le cadre méthodologique adopté dans ce travail de thèse.

Par définition, le contexte de notre recherche théorique implique une recherche quantitative : Nous partons d'un modèle établi dans la littérature et nous développons un travail démonstratif (des équations structurelles) dans le but de comprendre les caractéristiques de l'approche DDI dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement faisant face à un contexte théorique de demande plus large, à l'élargissement du champ des méthodes applicables, et à l'élargissement des résultats aux chaînes d'approvisionnement à plusieurs niveaux.

Ce travail de thèse adopte une méthodologie quantitative discrète par simulation afin d'évaluer la capacité de l'approche DDI à augmenter les performances d'une chaîne d'approvisionnement décentralisée, premièrement à travers la vérification de la robustesse des résultats de l'approche DDI face à un contexte chronologique de demande plus large, et deuxièmement à travers l'investigation de la robustesse de cette approche face à l'introduction d'une autre méthode de prévision que la méthode SMA. L'ensemble des études est enrichi par l'élargissement du champ d'application aux chaînes d'approvisionnement à plusieurs niveaux.

1.2.1. Modèle de chaîne d'approvisionnement

Nous nous basons dans cette thèse sur un modèle d'une chaîne d'approvisionnement en série existant dans la littérature, une chaîne qui délivre un produit ou un service à un client final (Lee et *al.*, 2000 ; Ali et *al.*, 2017). La demande motrice de toute la chaîne est modélisée en termes de séries temporelles (en fonction du temps). Cette modélisation exclut donc l'intégration de variables explicatives indépendantes. Les hypothèses du modèle sont les suivantes :

- H1 : La chaîne d'approvisionnement est constituée de deux niveaux : un acteur en amont (par exemple, un producteur) et un acteur en aval (par exemple, un détaillant). Les résultats ne changent pas si on considère d'autres acteurs tels qu'un fournisseur ou un grossiste.
- H2 : L'acteur en aval reçoit la demande d'un client final notée par D_t où t présente la période courante.
- H3 : Les systèmes d'inventaire suivent des révisions périodiques, où l'acteur en aval passe sa commande (ou ordre) à l'acteur en amont après avoir examiné son niveau de stocks.
- H4 : La politique de réapprovisionnement de l'acteur en aval est une politique de recombplètement (OUT), qui minimise les coûts d'approvisionnement totaux sur un horizon temporel infini. Concrètement, à la fin de chaque période t , après l'occurrence de la demande, le niveau des stocks constaté est comparé à un niveau de référence pour l'augmenter jusqu'au niveau prescrit.
- H5 : A la période t , la demande D_t est réalisée chez l'acteur en aval qui observe son niveau de stocks puis passe la commande Y_t avant la fin de la période. L'acteur en amont prépare la commande de la quantité requise Y_t et l'expédie à l'acteur en aval, qui la recevra à la période $t + L + 1$.
- H6 : La constante L présente le délai d'exécution ou d'expédition aux deux étapes de la chaîne d'approvisionnement.
- H7 : Il n'y a pas de frais de commandes.
- H8 : Le coût unitaire de détention des stocks et le coût de rupture sont fixés et désignés respectivement par h et s .
- H9 : L'information de la demande du client n'est pas partagée entre les deux acteurs de la chaîne. L'acteur en aval n'est pas capable de partager les données des points de ventes, ou ne souhaite pas partager ces données pour des raisons concurrentielles.
- H10 : La demande du client final suit un processus type ARMA(p,q) causal et inversible⁵ tel que :

$$D_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j D_{t-j} + \xi_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \xi_{t-j}$$

⁵ Veuillez consulter Shumway & Stoffer (2011) pour plus de détails sur les modèles ARMA, la causalité et l'inversibilité.

Où :

- D_t est le processus de la demande,
- $c \geq 0$ est la moyenne non conditionnelle du processus de la demande D_t ,
- $\phi_j \in [-1,1], \{j = 1, \dots, p\}$ sont les coefficients autorégressifs,
- $\theta_j \in [-1,1], \{j = 1, \dots, q\}$ sont les coefficients moyenne mobile,
- $\xi_t \sim N(0, \sigma_\xi^2), \forall t \in [0, +\infty[$ sont les termes d'erreur (ou résidus) indépendamment et identiquement distribués selon une loi normale centrée (de moyenne 0) et de variance σ_ξ^2 constante pour toute période t .

1.2.2. Indicateurs de performance opérationnelle

Pour pouvoir évaluer la performance opérationnelle de l'approche DDI, nous considérons les deux approches de référence NIS et FIS telles qu'elles ont été définies (Ali et al., 2017), pour des fins de comparaison. À partir des hypothèses établies, nous développons des équations structurelles au moyen d'un travail rigoureux de démonstrations pour aboutir à des expressions liant tous les paramètres rentrant en jeu. Les expressions établies concernent en particulier trois indicateurs de performance qui ont été adoptés dans la plupart des revues s'intéressant à la valorisation du partage d'information dans les chaînes d'approvisionnement décentralisées, et plus particulièrement dans les revues s'intéressant à l'étude de l'approche DDI. Tout d'abord, pour pouvoir évaluer la performance d'une chaîne d'approvisionnement, nous avons sélectionné les trois indicateurs de performance suivants :

- ✓ **Erreur quadratique moyenne de prévision (*forecast Mean Squared Error, MSE*)** : il s'agit de la somme des carrés des écarts entre la demande réelle et la demande prédite de l'acteur en amont. Cet indicateur de performance opérationnelle quantifie l'erreur de prévision calculée sur toute la période du délai d'expédition en plus d'une unité de temps relative au système périodique de révision de l'inventaire.
- ✓ **Niveau moyen d'inventaire (\bar{I}_t)** : Cet indicateur de performance présente le niveau moyen de l'inventaire de l'acteur en amont. Il est calculé sur toute la période du délai d'expédition en plus d'une unité de temps relative au système périodique de révision de l'inventaire.
- ✓ **Effet coup de fouet (*bullwhip effect*)** : Cet indicateur de performance est défini comme étant l'effet néfaste de la distorsion, plus précisément de l'amplification de la variabilité de la demande tout le long de la chaîne d'approvisionnement. Il est calculé comme étant la variance du processus des commandes $Var(Y_t)$ rapporté à la variance du processus de la

demande $Var(D_t)$. Nous exploitons cette métrique pour engendrer des dérivées permettant la comparaison entre les différentes approches, à savoir l'approche décentralisée NIS, l'approche centralisée FIS et l'approche DDI.

Concrètement, nous analysons dans notre thèse les performances de l'approche DDI en termes d'erreur quadratique moyenne de prévision, en termes de niveau moyen d'inventaire et en termes d'effet coup de fouet, par rapport aux deux approches NIS et FIS. Nous étudions par ailleurs le comportement de ces performances face aux variations de plusieurs paramètres du modèle dans le but de caractériser l'approche DDI et nous développons les résultats pour une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux.

1.2.3. Etude quantitative par simulation

« Effective decision making and learning in a world of growing dynamic complexity requires us to become systems thinkers-to expand the boundaries of our mental models and develop tools to understand how the structure of complex systems creates their behavior. » (Sterman, 2010).

D'une manière générale, obtenir et cartographier des modèles mentaux souvent appelés par « modèles qualitatifs », bien que nécessaire, est loin d'être suffisant. Les limites temporelles et spatiales des modèles de notre cerveau ont tendance à être trop étroites. Ils sont dynamiquement déficients, omettant des retours, des retards, des accumulations et des non-linéarités. La grande vertu de nombreux protocoles et les outils d'élicitation encourageant les gens à identifier les éléments de complexité dynamique normalement absents dans les modèles qualitatifs. Cependant, la plupart des méthodes de structuration des problèmes donne comme résultats des modèles qualitatifs montrant les relations causales tout en omettant les paramètres, les formes fonctionnelles, et les conditions initiales nécessaires pour spécifier et tester entièrement un modèle. Indépendamment de la forme du modèle ou de la technique utilisée, le résultat de l'élicitation et du processus de modélisation n'est jamais qu'un ensemble d'attributions causales, des hypothèses initiales sur la structure d'un système, qui doit ensuite être testé. La simulation, une méthodologie largement adoptée en back office, est l'un, si ce n'est le seul moyen pratique de tester et valider ces modèles. La complexité de nos modèles mentaux dépasse largement notre capacité à comprendre leurs implications. Les modèles conceptuels et typiques tels que les diagrammes causaux illustrés dans les figures 5, 6, 7 et 8, sont trop larges et complexes pour être simulés mentalement. Sans simulation, même les meilleurs modèles conceptuels ne

peuvent être testés et améliorés qu'en s'appuyant sur l'apprentissage rétroactif dans le monde réel. Cette rétroaction est très lente et souvent rendue inefficace par une complexité dynamique des retards, des rétroactions ambiguës, des mauvaises capacités de raisonnement, des réactions défensives et des coûts d'expérimentation. Dans ces circonstances, la simulation devient le seul moyen fiable de tester des hypothèses et d'évaluer des effets probables à des différentes orientations.

Le dictionnaire Larousse définit la simulation comme étant « l'imitation volontaire ou semi-volontaire d'un trouble mental ou physique, à travers la représentation du comportement d'un processus physique, industriel, biologique, économique ou militaire au moyen d'un modèle matériel dont les paramètres et les variables sont les images de ceux du processus étudié. Les modèles de simulation prennent le plus souvent la forme de programmes d'ordinateurs auxquels sont parfois associés des éléments de calcul analogique. » Techniquement, la simulation est une méthodologie qui fait appel à la maîtrise de plusieurs outils comme la modélisation mathématique et la programmation. La simulation se base généralement sur un modèle dans le but de produire des résultats, plutôt que des données du système réel étudié (Ripley, 2009).

La nature de nos apports est tout d'abord théorique, puis managériale. Les directions de recherche préalablement établies impliquent un travail primordial et rigoureux de démonstrations pour aboutir aux expressions d'indicateurs de performance liant d'une part tous les paramètres rentrant en jeu, et permettant de comparer la performance de l'approche DDI par rapport aux approches de référence NIS (système décentralisé) et FIS (système centralisé), dans un cadre d'une demande type ARMA(p,q). A l'encontre d'une part importante de thèses s'inscrivant en sciences de gestion et se basant sur une ou quelques études de cas (données d'une entreprise, comparaison de la performance de deux ou plusieurs entreprises), la présente thèse adopte la simulation comme méthode de validation. Une seule étude de cas (données réelles) n'implique pas forcément la validation de l'approche. Si nous devons nous limiter à une, deux ou trois études empiriques avec des données réelles, le défi est d'autant plus énorme et coûteux qu'il risque de compromettre nos contributions d'élargissement théorique du champ d'application. Par exemple, si nous conduisons des recherches sur des données réelles d'une demande type ARMA(2,1), les résultats ne seront valides que pour ce type de processus. Notre cadre de recherche implique donc la multiplication, autant que possible, des résultats à travers la génération de plusieurs instances (plusieurs modèles de demandes, variation des paramètres, etc.), et par la suite d'autant plus d'évaluations que possible pour soutenir nos résultats. De plus,

nos travaux impliquent l'emprunt de méthodes de résolution d'autres disciplines liées au management, comme par exemple la méthode de Newton ou l'algorithme génétique, des méthodes largement utilisés en optimisation et en intelligence artificielle (*Machine Learning*) (Vas, 1999 ; Zhang & Zhou, 2012 ; Xu & Cao, 2016 ; Kramer, 2017 ; Yadav et *al.*, 2017 ; Taheri & Beheshtinia, 2019 ; Lan et *al.*, 2019). C'est pourquoi nous adoptons dans la présente thèse, les mathématiques appliquées à la gestion, les algorithmes et les statistiques comme « **outils d'aide à la décision** », en vue de présenter par la suite nos apports théoriques et contributions managériales.

Dans le cadre de nos travaux, nous avons adopté les logiciels Matlab, Excel et SPSS sous Windows comme outils de simulation vu leur facilité d'utilisation et les larges éventails de méthodes déjà implémentées, en plus de notre aisance à l'utilisation de tels logiciels. Plus spécifiquement, nous avons utilisé Matlab comme outil principal de développement des équations structurelles et des méthodes adoptées dans nos travaux. Excel a été utilisé dans un cadre plus limité dans le but de recueillir les résultats et les représenter sous forme de graphiques plus simples. Finalement, SPSS a été utilisé dans le cadre de quelques études statistiques liées à nos travaux. Quelques aperçus des implémentations sont fournis en annexes (voir Appendix G). Nous notons aussi que le travail analytique élaboré, la programmation des simulations et la génération des résultats ont été les plus chronophages parmi nos travaux de thèse.

Nous vous souhaitons une agréable lecture de ce document en espérant que ces informations permettront de bien suivre le fil conducteur de nos travaux de recherche.

Chapitre 2 : La progression sur le terrain de la connaissance

Ce chapitre est structuré en trois articles rédigés en anglais. Le choix de la langue de rédaction est justifié par la volonté de s'adresser à une communauté scientifique internationale. L'intérêt est aussi porté aux publications dans des journaux de renommée internationale. Le premier article est orienté vers la recherche portant sur la structure temporelle du processus de demande dans la chaîne d'approvisionnement (première direction de recherche). Cet article est officiellement publié dans le journal *European Journal of Operational Research* (EJOR) le 1^{er} avril 2019. EJOR est un journal scientifique classé par la HCERES en rang A et par la FNEGE et le CNRS en rang 1 en 2019. Le deuxième article adopte les résultats du premier article et part dans la deuxième direction de recherche, c'est-à-dire l'introduction de la méthode WMA dans le contexte d'une approche DDI. La quantification des pondérations est effectuée en introduisant une méthode d'optimisation mono-objective (méthode de Newton) qui sera expliquée plus loin en détail. Cet article est officiellement accepté pour publication dans EJOR le 22 avril 2020, et il est en cours de publication. Une première version est consultable à partir de ce lien DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.04.044>. Le troisième article est basé sur les limites résultantes du second article et adopte une deuxième méthode d'optimisation bi-objective (algorithme génétique) pour la quantification des pondérations de la méthode WMA. Ce troisième article a été soumis le 31/05/2020 pour publication dans le journal EJOR. Même si les articles sont interdépendants en termes de modélisation, chaque article peut être lu d'une manière indépendante. Ainsi, nous allons étudier l'approche DDI dans différents scénarios, caractériser les différentes situations en comparaison des approches NIS et FIS en termes de performances opérationnelles.

2.1. Article 1: Downstream Demand Inference in Decentralized Supply Chains

Abstract

For many years, the main objective of studying decentralized supply chains was to demonstrate that a better inter-firm collaboration could lead to a better overall performance of the system. The literature has demonstrated that collaborating by sharing information, even in a partial way, can lead to near-optimal solutions. In this context, many researchers have studied a phenomenon called Downstream Demand Inference (DDI), which presents an effective demand management strategy to deal with forecast problems. DDI allows the upstream actor to infer the demand received by the downstream actor without the need of information sharing. Recent research showed that DDI is possible with Simple Moving Average (SMA) forecast method, and was verified for an autoregressive $[AR(1)]$ demand process, a moving average $[MA(1)]$ demand process, and an autoregressive moving average $[ARMA(1,1)]$ demand process. In this paper, we extend the strategy's results by considering causal invertible $[ARMA(p,q)]$ demand processes. We develop Mean Squared Error and Average Inventory level expressions for $[ARMA(p,q)]$ demand under DDI strategy, No Information Sharing (NIS) and Forecast Information Sharing (FIS) strategies. We compute the Bullwhip effect generated by employing SMA method and we simulate the resulted improvement compared to employing MMSE method. We analyze the sensibility of the three performance metrics in respect with lead-time value, SMA and ARMA(p,q) parameters. We compare DDI results with NIS and FIS strategies' results and we show experimentally that DDI generally outperforms NIS. Finally, we provide a revenue sharing contract as a practical recommendation to incite supply chain managers to adopt DDI strategy.

Key Words: Supply chain management, Downstream Demand Inference, Simple Moving Average, ARMA demand processes, Bullwhip effect

2.1.1. Introduction

A supply chain is two or more than two agents who integrate with each other, in order to create and deliver value to final customers. A decentralized supply chain is characterizing by independent agents with asymmetric information. In fact, in this form of supply chain, most of

supply chain agents may not share information due to confidentiality policies, quality of information or different system's incompatibilities. Every actor holds its own set of information and seek to maximize his objective (minimizing costs / minimizing inventory holdings) based on the available settings. Therefore, the agents control their own activities with the objective of improving their own competitiveness, which leads them to make decisions that maximize their local performance by ignoring the other agents or even the final consumer. These decisions are called myopic because they do not take into account the performance of all the partners to satisfy this consumer.

Over the last fifteen years, a major movement of business partner's integration to implement advanced and collaborative replenishment processes has emerged. Supply Chain Management (SCM) has thus emerged in the service and production sectors in order to identify and take advantage of new sources of improvement in the competitiveness of companies. SCM therefore proposes strategies and methods to reduce part costs whose origin is mainly due to poor collaboration of operations. The observation of collaboration method implementation is very encouraging. Companies are able to better satisfy the consumer, by providing more availability of products, services and less delay, while being more efficient by having less stock, using the resources in a better way and procuring better return on used capital.

One of the common collaborative approach can be resumed by information sharing which was described as a crucial key for overall supply chain performance (Ciancimino *et al.*, 2012; Asgari *et al.*, 2016). Indeed, in most industry sectors, final customer demand volatility needs to be well considered by all supply chain actors, as demand is the first engine of benefits of whole supply chain. Forecasting customer's demand can be the key for safe inventory levels and reducing inventory costs. Disney and Towill (2002) and Ireland and Crum (2005) have reported that inventory levels can be reduced to 50% and inventory costs reduced to 40% which leads to a competitive success. In recent years, numerous studies have emphasized the importance of information sharing within the supply chain (Barratt, 2004a; Lambert & Cooper, 2000; Lau & Lee, 2000; Trkman *et al.*, 2006).

The question of our paper is motivated by the recently published work of Ali *et al.* (2017), who studied three different strategies to examine the information sharing value in a two-level supply chain, under the hypothesis of an AR(1) demand process. The first strategy, called No Information Sharing (NIS), is a decentralized demand management strategy where the demand information is not shared, and the upstream actor would simply base its forecasting on the orders

received from the downstream actor. The second strategy, called Forecast Information Sharing (FIS), presents a centralized demand management strategy where the upstream actor has access to the demand at the downstream actor, and thus bases its forecast on the shared information. Between the NIS strategy, which presents sub-optimal solutions and the FIS strategy, which presents optimal solutions, a third approach, called Downstream Demand Inference (DDI) strategy, allows to enhance the performance of the decentralized system to have near-optimal solutions. Instead of sharing demand information, the two supply chain actors collaborate in a manner allowing the upstream actor to infer the demand and the deduced customer's demand is used in the forecasts. Ali & Boylan (2012) showed that DDI could not be applied with optimal forecasting methods, but only with Simple Moving Average (SMA) method, which is widely used in the literature.

The reports of DDI's results were consistent. First, FIS is in most of the cases the best strategy as actors behave optimally by sharing information and there is no need for inference. Second, DDI strategy outperforms NIS strategy by reducing the MSE for higher values of autoregressive parameter (beyond a certain breakpoint), and reducing inventory costs for higher values of lead-time and SMA's order. The improvements of MSE and inventory costs were not proportional which confirmed the finding of Boylan and Syntetos (2006) who mention that accuracy implication (inventory costs) is the end measure that must be taken into account, rather than accuracy itself (MSE). Information sharing values were evaluated especially when the demand followed an AR(1), MA(1) or ARMA(1,1) processes. In this paper, we extend the results of these authors to situations where the demand follows a causal invertible ARMA(p, q) process. We show through simulation, that DDI always outperforms NIS in terms of average inventory level (\tilde{I}_t), and for the most of cases in terms of MSE.

The rest of the paper is organizing as follows. Section 2.1.2 is devoted to the literature review. In Section 2.1.3, we derive the MSE and \tilde{I}_t expressions, for a causal invertible ARMA(p, q) demand process, under NIS, DDI and FIS strategies. We also present bullwhip effect expressions with SMA and MMSE method and we propose an indicator of the performance separating the two methods. We simulate different ARMA(p, q) processes, generalize MSE and \tilde{I}_t behaviors for variable parameters under the considered strategies, and study the bullwhip effect improvement in Section 2.1.4. In section 2.1.5, we propose a revenue sharing contract as an incentive to adopt DDI strategy by supply chain managers and we extend the results for a multi-level supply chain. Finally, in Section 2.1.6, we present the conclusions and implications of the paper, as well as the natural avenues for future research.

2.1.2. Literature review

Information sharing among supply chain links can help achieve important benefits such as increased productivity, improved policy making and integrated services. Various papers (Chen *et al.*, 2000b; Lee *et al.*, 2000) have shown that sharing demand information reduces the so-called “bullwhip Effect”. The bullwhip effect is essentially the phenomenon of demand variability amplification along a supply chain, from the retailers, distributors, manufacturers, manufacturers’ suppliers, and so on. Lee *et al.* (2000) characterized this phenomenon as demand distortion, which can create problems for suppliers, such as grossly inaccurate demand forecasts, low capacity utilization, excessive inventory, and poor customer service. Letting the upstream links have access to point-of-sales data, the harmful effect of demand distortion is improving. The most celebrated implementation of demand information sharing is Wal-Mart’s Retail Link program, which provides on-line summary of point-of-sales data to suppliers such as Johnson and Johnson, and Lever Brothers (Gill & Abend, 1997). Indeed, demand information sharing between a retailer and his formal supplier can be viewed as the cornerstone of initiatives, such as Quick Response (QR) and Efficient Consumer Response (ECR). Often times, information sharing is embedded in programs like Vendor Managed Inventory (VMI) or Continuous Replenishment Programs (CRP). Major successes of such programs have been reported at companies like Campbell Soup (Clark & McKenney, 1994) and Barilla SpA (Hammond, 1993).

Information sharing and managerial collaboration generally lead to improved supply chain performance. Although it was accepted by academic researchers and industrial decision makers, the potential weight of improvement and performance allocation through supply chain actors stay fuzzy (La Londe & Ginter, 2004). Cachon and Fisher (2000) reported that information sharing benefits through different researches is varying between 0% and 35% of total costs. The large deviation of reported results appears, in some way, correlated to supply chains sectors, problems statements and models assumptions.

Sahin and Robinson (2005) analyzed and identified whether information sharing or collaboration are the source of supply chain improvement, analyzed benefits allocation across supply chain actors and studied the relationship between environmental factors and cost decline. The authors reported a reduction of 47.58% in costs when adopting a centralized strategy.

Based on a two-level decentralized supply chain, Yu *et al.* (2001) illustrated the benefits of information sharing. From the comparison of cost savings and inventory reductions, the authors

concluded that Pareto improvement is achieved with respect to the whole supply chain performance, but at the same time, the benefits of the upstream actor are more valuable than the ones of the downstream actor. Hence, they recommend that partnership initiative must be taken by the upstream actor and give some collaboration incentives such as sharing logistic costs or guarantying supply reliability.

Despite all the potential advantages and benefits procured by information sharing, the lack of availability of information systems is one of the most common barriers to information sharing (Ali et al., 2017). SCM World reported that many companies are hampered by the high investment costs and system implementation issues associated with formal information sharing (Courtin, 2013). As a solution, negotiation is the common issue to reduce supply chain parties' costs, as monetary losses remain the main reason for investment blockage (Klein et al., 2007). Information systems costs are composed of the initial purchase costs and the time-implementation costs (Fawcett et al., 2007). Despite developers are constantly trying to find compatibility solutions, companies tend to resist change because of intra-organizational problems. Even when companies succeed in implementing information systems, the problem becomes a lack of trust and a lack of dialogue and sharing (Mendelson, 2000). Indeed, each partner is wary of the possibility of other partners abusing information and reaping all the benefits from information sharing (Lee & Whang, 2000). Hence, trust presents an important factor so that decision makers only share information with their trusted parties.

Besides these information-sharing inhibitors, even when information technology and trust exist between partners, another type of brakes can persist. It is firstly about information precision when decision makers do not trust shared information in terms of quality and estimate that error is relatively high (Forslund & Jonsson, 2007). Information leakage effect can also be a reason to frame information sharing. Managers always fear the fact that the shared information can be obtained or deduced by competitors who will react to the information sharing activity. As example, Ward (wardsauto.com) conducted a survey of 447 car suppliers in which 28% of survey respondents said their intellectual property was revealed by at least one Detroit car manufacturers and 16% said their intellectual property was revealed by car manufacturers (Anand & Goyal, 2009). As a result, the reaction of the competitors may change the benefits among the parties involved in information sharing (Li, 2002). Wal-Mart announced that it would no longer share its information with other companies like Inc and AC Nielson as Wal-Mart considers data to be a top priority and fears information leakage (Hays, 2004). Hence,

many companies are conducting to control their information flows, which can lead to additional operational costs (Anand & Goyal, 2009).

In the midst of all these discussions, DDI appear as a topical subject in the scientific community. It is referring to a situation where the upstream actor of a supply chain, can infer the demand occurring at the downstream actor, without need of formal information sharing. A stream of papers, such as the works of Raghunathan (2001) and Zhang (2004), demonstrate that received orders contain already demand information. Hence, they show that demand information can be mathematically concluded from the order history of the downstream actor.

Researchers on this stream of papers are based on two assumptions: The first one is the fact that orders received from the downstream actor already contain the customer's demand information. The second one is that the demand process and its parameters are known throughout all the supply chain. Hence, if this is always true, FIS is invaluable. In the paper of Ali & Boylan (2011), the authors present feasibility principles and show that inferring customer demand in a precise manner by an upstream member is impossible if model's hypotheses are strictly realistic. Thus, they conclude that FIS has value in supply chains. The authors showed also that DDI could not be applied with optimal forecasting methods but only with Simple Moving Average (SMA) method, which is widely used in the literature. This forecast method is based on the N most recent observations and in every future period, the oldest observation is dropped out and exchanged by the last observation. As Ali and Boylan (2012) showed that, if a downstream actor accepts to use SMA method for his forecasts, the upstream actor will be able to infer the actual downstream customer's demand. Ali et al. (2017) applied DDI on real sales data and discussed the practical implications. The authors showed that DDI outperforms NIS in terms of forecast MSE and inventory costs under the assumption of an AR(1) demand model and for high values of autoregressive coefficient. They also studied the sensibility of DDI with regard to SMA's order N and lead-time L and found that DDI is valuable for high values of N and relatively low values of L . As future works, it was proposed to extend research on DDI strategy by considering a more generalized ARMA (p, q) demand model. Thus, we present in Table 3 recent and relevant works, which are related to our research field, ordered by date of publication over the last two decades.

Table 3: Recent works contributing on information sharing value

<i>Work</i>	<i>Typology of demand</i>	<i>Forecasting method</i>	<i>Adopted inventory policy</i>	<i>Contributions</i>	<i>Limitations</i>
Ali et al. (2017)	AR(1)	Simple Moving Average	Order Up To inventory policy	DDI provides MSE reductions and cost savings on real sales data	Restriction of the analysis to only one demand process
Ali & Boylan (2012)	ARMA(p, q)	Simple Moving Average and Single Exponential Smoothing	Order Up To inventory policy	DDI is not possible with optimal forecasting methods or Single Exponential Smoothing but only with Simple Moving Average method	Not incorporating MSE or inventory metrics expressions for ARMA demand processes
Ali et al. (2012)	AR(1), MA(1) and ARMA(1,1)	Minimum Mean Squared Error	Order Up To inventory policy	Analytical relationships between forecast accuracy and inventory holdings	Restriction of the analysis to only three demand processes
Ali & Boylan (2011)	ARMA(p, q)	Minimum Mean Squared Error	Order Up To inventory policy	DDI is valuable if demand process and parameters are known for the upstream actor	Not incorporating MSE or inventory metrics expressions for ARMA demand processes
Hosoda et al. (2008)	AR(1)	Minimum Mean Squared Error	Order Up To inventory policy	Information sharing is benefic in terms of standard deviation of predicted errors	Restriction of the analysis to only three demand processes
Hosoda & Disney (2006)	AR(1)	Minimum Mean Squared Error	Order Up To inventory policy	The downstream actor's order history at the upstream actor already contains information about the demand at the retail	Restriction of the analysis to only one demand process
Cheng & Wu. (2005)	AR(1)	ARIMA methodology	Order Up To inventory policy	FIS is valuable for two-level multi-downstream	Restriction of the analysis to only one

				actor supply chain	demand process
Gaur et al. (2005)	ARMA(p, q)	ARIMA methodology and Simple Moving Average	myopic Order Up To inventory policy	The value of sharing demand information depends on the time series structure of the demand process	Not investigating Bullwhip effect for ARMA demand processes
Gilbert (2005)	ARIMA(p, d, q)	Minimum Mean Squared Error	Order Up To inventory policy	Different bullwhip assumptions lead to different insights	Restriction of the analysis to NIS strategy
Zhang (2004)	ARMA(p, q)	Minimum Mean Squared Error	Order Up To inventory policy	The downstream actor's order history at the upstream actor already contains information about the demand at the retail	Not incorporating MSE or inventory metrics expressions for ARMA demand processes
Alwan et al. (2003)	AR(1)	Simple Moving Average, Single Exponential Smoothing and Minimum Mean Squared Error	Order Up To inventory policy	Improved forecasting cannot eliminate the bullwhip effect	Restriction of the analysis to only one demand process
Raghunathan (2003)	AR(1)	ARIMA methodology	Order Up To inventory policy	FIS is valuable for two-level multi-downstream actor supply chain	Restriction of the analysis to only one demand process
Raghunathan (2001)	AR(1)	Minimum Mean Squared Error	Order Up To inventory policy	DDI is possible for AR(1) demand model	Restriction of the analysis to only one demand process
Chen et al. (2000b)	AR(1)	Simple Moving Average	Order Up To inventory policy	Bullwhip effect is commonly caused by demand forecasting and order lead times	Restriction of the analysis to only one demand process
Lee et al. (2000)	AR(1)	ARIMA methodology	Order Up To inventory policy	Demand information sharing provides savings in inventory costs	Restriction of the analysis to only one demand process

Graves (1999)	ARIMA(0,1,1)	Exponential-Weighted Moving Average	Adaptive Base-Stock control policy	The downstream actor's order history at the upstream actor already contains information about the demand at the retail	Restriction of the analysis to only one demand process
---------------	--------------	-------------------------------------	------------------------------------	--	--

Considering more realistic assumptions into demand models remains one of the most important directions in inventory theory (Graves, 1999). Many researchers have investigated the dependence of the value of sharing information on the time-series structure of the demand process using an Autoregressive Moving Average (ARMA) methodology. It has been argued that demands over consecutive time periods are rarely statistically independent (Kahn, 1987; Graves, 1999; Lee et al., 2000). Therefore, it would be appropriate to model the demand (tourism, fuel, food products, machines, etc.) process as auto-correlated time series as they are long lifecycle goods. Based on these recommendations, we move on to the next section in order to assess DDI's performance under a more realistic and generalized ARMA(p, q) demand model, in comparison with NIS and FIS strategies.

2.1.3. Framework model assumptions

We base our modeling framework on the works of Lee et al. (2000) and Ali et al. (2017). We consider a simple two-level supply chain formed by an upstream actor and a downstream actor. We thus consider the same model's assumptions, except the time-series demand structure. As in above mentioned works, it is assumed that replenishment policy follows a periodic review system, where downstream actors place their orders at upstream actors after examining their respective inventory levels. Indeed, at time period t , the demand D_t is realized at the downstream actor who observes his inventory level and then places an order Y_t before the end of the period. The upstream actor prepares the required quantity order Y_t , and ships it to the downstream actor, who will receive it at period $t + L + 1$. Here, L presents the replenishment time of both production and shipment. On one hand, it is assumed that there is no order cost. On the other hand, unit inventory holding cost and shortage cost are fixed and denoted respectively by h and s . It is also assumed that both upstream and downstream actors adopt an Order-Up-To (OUT) policy, which minimizes the total costs over infinite time horizon (Lee et al., 2000).

We assume that demand arriving at the downstream actor is a causal invertible ARMA(p, q) process (Brockwell & Davis, 1991). Let D_t be the ARMA(p, q) demand process at the downstream actor, expressed by equation (1) as follows:

$$D_t \sim ARMA(p, q)$$

$$D_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j D_{t-j} + \xi_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \xi_{t-j} \quad (1)$$

where $c \geq 0$ determines the unconditional mean of the process D_t , $\phi_j \in [-1, 1]$ are Autoregressive coefficients ($j = 1, \dots, p$), $\theta_j \in [-1, 1]$ are Moving Average coefficients ($j = 1, \dots, q$) and $\xi_t \sim N(0, \sigma_\xi^2)$ are independent and identically distributed according to the normal distribution $\forall t \in [0, +\infty[$. Please note that for consideration of all ARMA(p, q) models, we do not exclude cases where $q = 0$ or $p = 0$. In the case where $q = 0$, we consider causal AR(p) demand processes, and in the case where $p = 0$, we consider invertible MA(q) demand processes.

2.1.3.1. Mean squared error generalization and demand amplification under ARMA(p, q) demand model

First, we focus on establishing the MSE expressions under DDI, FIS and NIS strategies whose proofs are stated in Appendix A. We note here that, on one hand, we used causality and invertibility ARMA(p, q)'s properties and Ψ -weights of Infinite Moving Average Representation (IMAR) of ARMA(p, q) models (Shumway & Stoffer, 2011). On the other hand, we follow standard time-series methods by defining d_t as the mean-centered demand process. MSE under DDI, FIS and NIS are respectively expressed by equations (2), (3) and (4).

$$MSE^{DDI} = (L + 1)\gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^L j \gamma_{L+1-j} + (L + 1)^2 \left[\frac{\gamma_0}{N} + \frac{2}{N^2} \sum_{j=1}^{N-1} j \gamma_{N-j} \right]$$

$$- \frac{2(L + 1)}{N} \sum_{j=1}^{L+1} \sum_{k=0}^{N-1} \gamma_{j+k} \quad (2)$$

MSE^{DDI} in equation (2) is a function of lead-time L , SMA forecast's order N and autocovariance function γ_j at time periods $j = 0, \dots, L + N$. As γ_j is a decreasing function on j , and by looking at the four components of (2), it becomes clear that the third component overweight the fourth one, with respect to N . Indeed, as the third component is inversely proportional to N and N^2 , we conclude that MSE^{DDI} reduces as the SMA order N increases. In the same way, the

third component, which is proportional to L^2 , in addition to the first component, overweight the fourth one with respect to lead-time L . Furthermore, by looking at third and fourth component, it is expected that MSE^{DDI} will be more sensitive to N , for higher values of L . Reciprocally, MSE^{DDI} is expected to be less sensitive to L , for higher values of N .

$$MSE^{FIS} = \sigma_{\xi}^2 \left[\sum_{i=0}^L \left(\sum_{j=0}^i \psi_j \right)^2 \right] \quad (3)$$

MSE^{FIS} in equation (3) is a function of lead-time L , IMAR coefficients ψ_j , $j = 0, \dots, L$ and is a linear function on σ_{ξ}^2 . We can so expect that MSE^{FIS} improves as L increases, especially in a logarithmic manner when we know that ψ is a decreasing function. This finding is confirmed in section 2.1.4.

$$MSE^{NIS} = \sigma_{\xi}^2 \left[\sum_{i=0}^L \left(\sum_{j=0}^i \tilde{\psi}_j \right)^2 \right] = \beta^2 \sigma_{\xi}^2 \left[\sum_{i=0}^L \left(\sum_{j=0}^i \tilde{\psi}_j \right)^2 \right] \quad (4)$$

MSE^{NIS} in equation (4) is a function of lead-time L , IMAR coefficients $\tilde{\psi}_j$, $j = 0, \dots, L$ and is a linear function on σ_{ξ}^2 . The expression on β at the right side of equation (4) is only provided to show the relation with the variance of demand error. We make the same reasoning as before, and expect that MSE^{NIS} improves as L increases, especially in a logarithmic manner when we know that $\tilde{\psi}$ is a decreasing function. This finding is also confirmed in section 2.1.4.

Second, we focus on studying the orders amplification (bullwhip effect), for an ARMA(p, q) demand process at the downstream actor. This metric is computable accordingly to the forecasting method adopted by the downstream actor and the resulting orders process placed at the upstream actor. In this part, as the employed method affects the nature of orders process, we denote $\tilde{\psi}_j$ and $\tilde{\tilde{\psi}}_j$ the IMAR coefficients of orders process, respectively, in the cases where MMSE and SMA methods are adopted by the downstream actor.

On one hand, when the MMSE forecasting method is adopted by the downstream actor, the (*ARMA-In-ARMA-Out, AIAO*) property (Zhang, 2004) provides a convenient means for quantifying the bullwhip effect. As the ARMA(p, q) process at the downstream actor transforms into an ARMA($p, \text{Max}(p, q - L)$) process at the upstream actor, and considering the IMAR coefficients of demand and orders processes, respectively, ψ_j and $\tilde{\psi}_j$, the ratio of the

unconditional variance of the orders process to that of demand process, namely the Bullwhip effect is measured by equation (5) as follows:

$$BWeffect^{MMSE} = \frac{Var(Y_t)}{Var(D_t)} = \left(\sum_{j=0}^L \psi_j \right)^2 \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2} \right) = \beta^2 \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2} \right) \quad (5)$$

On the second hand, when the SMA forecasting method is adopted by the downstream actor, the ARMA(p, q) process at the downstream actor transforms into an ARMA(p, q + N) process at the upstream actor where $\tilde{\xi}_t = \left(\frac{L}{N} + 1 \right) \xi_t$ is the error term of orders process (Ali & Boylan, 2012). We show in the proof below, that the ARMA(p, q + N) process at the upstream actor can be rewritten in a second manner, as an ARMA(p, q) process where $\tilde{\tilde{\xi}}_t = \left(\frac{L}{N} + 1 \right) \xi_t - \frac{L}{N} \xi_{t-N}$ is the error term of orders process. Considering the lead-time L, the parameter N and the IMAR coefficients of demand and orders processes, respectively, ψ_j and $\tilde{\psi}_j$, the bullwhip effect is measured by equation (6) as follows:

$$BWeffect^{SMA} = \frac{Var(Y_t)}{Var(D_t)} = \frac{2L^2 + N^2 + 2NL}{N^2} \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2} \right) \quad (6)$$

Proof:

Let Y_t be the orders process arriving at the upstream actor. Using SMA method, Y_t is expressed by Ali and Boylan (2012) as follows:

$$Y_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j Y_{t-j} + \sum_{j=0}^q \theta_j \tilde{\xi}_{t-j} - \left(\frac{L}{L+N} \right) \sum_{j=0}^q \theta_j \tilde{\xi}_{t-N-j}$$

with

$$\tilde{\xi}_t = \left(\frac{L}{N} + 1 \right) \xi_t$$

where ξ_t is the error term of demand process at period t .

Let

$$\tilde{\tilde{\xi}}_{t-j} = \tilde{\xi}_{t-j} - \frac{L}{L+N} \tilde{\xi}_{t-N-j} \quad \forall j = 1, \dots, q$$

Y_t can be written in a second manner as follows:

$$Y_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j Y_{t-j} + \sum_{j=0}^q \theta_j \tilde{\xi}_{t-j}$$

where $\tilde{\xi}_t = \xi_t - \frac{L}{L+N} \xi_{t-N} = \left(\frac{L}{N} + 1\right) \xi_t - \frac{L}{N} \xi_{t-N}$ is the error term of orders process at period t and $\tilde{\xi}_t \sim N\left(0, \frac{2L^2 + N^2 + 2NL}{N^2} \sigma_\xi^2\right)$.

Hence, we show that the ARMA(p, q) process at the downstream actor transforms into an ARMA(p, q) process at the upstream actor with different error terms. Let $\tilde{\psi}_j$ be the IMAR coefficients of the orders process Y_t .

As $\sigma_{\tilde{\xi}}^2 = \text{Var}\left(\tilde{\xi}_t\right) = \text{Var}\left(\left(\frac{L}{N} + 1\right) \xi_t - \frac{L}{N} \xi_{t-N}\right) = \frac{2L^2 + N^2 + 2NL}{N^2} \sigma_\xi^2$, we finally obtain:

$$\begin{aligned} BWeffect^{SMA} &= \frac{\text{Var}(Y_t)}{\text{Var}(D_t)} = \frac{\text{Var}\left(\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j \tilde{\xi}_{t-j}\right)}{\text{Var}\left(\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j \xi_{t-j}\right)} = \frac{\left(\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2\right) \sigma_{\tilde{\xi}}^2}{\left(\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2\right) \sigma_\xi^2} \\ \Leftrightarrow BWeffect^{SMA} &= \frac{2L^2 + N^2 + 2NL}{N^2} \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2}\right) \end{aligned}$$

Considering the obtained expressions of bullwhip effect with MMSE and SMA methods in equations (5) and (6), we can simply consider the ratio of $BWeffect^{SMA}$ to $BWeffect^{MMSE}$ which may be a convenient indicator of bullwhip effect improvement between the two methods. We denote this indicator by BWP which is expressed by equation (7) as follows:

$$BWP = \frac{BWeffect^{SMA}}{BWeffect^{MMSE}} = \frac{2L^2 + N^2 + 2NL}{(N\beta)^2} \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}\right) \quad (7)$$

BWP is a linear function of the ratio of the squared IMAR coefficients resulted from the orders process when SMA method is employed, to the squared IMAR coefficients resulted from the orders process when MMSE method is employed.

We go on to establish the upstream actor average inventory levels \tilde{I}_t expressions under DDI, NIS and FIS.

2.1.3.2. Average inventory levels generalization under ARMA(p, q) demand model

In this subsection, we establish average inventory levels \tilde{I}_t expressions associated with DDI, FIS and NIS strategies. The average inventory level under OUT policy is given by equation (8) as follows (Ali et al., 2012):

$$\tilde{I}_t = T_t - E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) + \frac{E(Y_t)}{2} \quad (8)$$

Where T_t is the upstream actor optimal OUT inventory level. In this case, T_t is given by equation (9) as follows (Lee et al., 2000):

$$T_t = M_t + K\sigma_{\xi}\sqrt{V} \quad (9)$$

and where M_t and V are respectively, the conditional expectation and conditional variance of the total demand over the lead-time, and $K = F_{N(0,1)}^{-1}\left(\frac{s}{s+h}\right)$ for the standard normal distribution $F_{N(0,1)}$. The equation (8) allows us to write:

$$\tilde{I}_t^{DDI} = T_t^{DDI} - E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) + \frac{E(Y_t)}{2} \quad (8a)$$

$$\tilde{I}_t^{FIS} = T_t^{FIS} - E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) + \frac{E(Y_t)}{2} \quad (8b)$$

$$\tilde{I}_t^{NIS} = T_t^{NIS} - E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) + \frac{E(Y_t)}{2} \quad (8c)$$

First, we express the terms in common, $E(Y_t)$ and $E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right)$. On one hand, we have:

$$E(Y_t) = \mu_y = \frac{c}{\phi_0 - \sum_{j=1}^p \phi_j} = c \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j\right)^{-1}$$

On the other hand, we have:

$$E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) = (L+1)\mu_y + E\left(\sum_{i=1}^{L+1} y_{t+i}\right)$$

$$\begin{aligned} \Leftrightarrow E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) &= (L+1)\mu_y + E\left(\sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j \tilde{\xi}_{t+i-j}\right) = (L+1)\mu_y \\ \Leftrightarrow E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) &= c(L+1) \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j\right)^{-1} \end{aligned}$$

We notice here that expected orders at time period t and expected orders over a time period equal to lead-time plus one time period, are stationary over time and simply functions of constants c , lead-time L and autoregressive coefficients ϕ_j , $j = 0, \dots, p$. Hence, we move on to develop the average inventory level \tilde{I}_t under the three different strategies.

2.1.3.2.1. Derivation of the average inventory level under DDI strategy

Under DDI strategy, the upstream actor optimal Order-Up-To inventory level T_t^{DDI} is expressed by equation (9a) as follows:

$$T_t^{DDI} = M_t^{DDI} + K\sigma_{\tilde{\xi}}\sqrt{V^{DDI}} \quad (9a)$$

where

$$\begin{aligned} M_t^{DDI} &= E\left(\sum_{i=1}^{L+1} f_{t+i}\right) = E[(L+1)f_{t+1}] \\ \Leftrightarrow M_t^{DDI} &= E\left((L+1)\left(\mu_d + \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} d_{t-k}\right)\right) \\ \Leftrightarrow M_t^{DDI} &= (L+1)\mu_d + \frac{1}{N} E\left(\sum_{k=0}^{N-1} d_{t-k}\right) \\ \Leftrightarrow M_t^{DDI} &= (L+1)\mu_d \\ \Leftrightarrow M_t^{DDI} &= c(L+1) \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j\right)^{-1} \end{aligned}$$

and

$$V^{DDI} = MSE^{DDI}$$

So, by substituting M_t^{DDI} and V^{DDI} expressions in equation (9a) and then by substituting (9a) expression in equation (8a), we finally obtain \tilde{I}_t^{DDI} expressed by equation (10a) as follows:

$$\begin{aligned} \tilde{I}_t^{DDI} = & \frac{c}{2 \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j \right)} \\ & + K \sigma_{\xi} \left[(L+1) \gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^L i \gamma_{L+1-j} + (L+1)^2 \left(\frac{\gamma_0}{N} + \frac{2}{N^2} \sum_{j=1}^{N-1} j \gamma_{N-j} \right) \right. \\ & \left. - \frac{2(L+1)}{N} \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{k=0}^{N-1} \gamma_{i+k} \right]^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (10a)$$

\tilde{I}_t^{DDI} in equation (10a) is a function of constants c and K , autoregressive coefficients ϕ_j , standard error of Orders process σ_{ξ} , lead-time L , SMA forecast's order N and auto-covariance function γ_j at time periods $j = 0, \dots, L + N$. As the component in brackets in equation (10a) is the MSE^{DDI} , we expect that \tilde{I}_t^{DDI} behave approximatively in the same way as MSE^{DDI} . It implies that \tilde{I}_t^{DDI} reduces as the SMA order N increases and improves when the lead-time L increases. The same sensitivity analysis as the one done for MSE^{DDI} is expected. We move on to develop the approximate expressions for the upstream actor's average inventory, under FIS strategy.

2.1.3.2.2. Derivation of the average inventory level under FIS strategy

Under FIS strategy, the upstream actor optimal OUT inventory level T_t^{FIS} is expressed by equation (9b) as follows:

$$T_t^{FIS} = M_t^{FIS} + K \sigma_{\xi} \sqrt{V^{FIS}} \quad (9b)$$

where

$$M_t^{FIS} = E \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} / \tau_t \right) \approx c (L+1) \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j \right)^{-1} + \sum_{i=0}^T \left(\sum_{j=1+i}^{L+1+i} \psi_j \right) \xi_{t-i}$$

and

$$V^{FIS} = MSE^{FIS}$$

So, by substituting M_t^{FIS} and V^{FIS} expressions in equation (9b) and then by substituting (9b) expression in equation (8b), we finally obtain \tilde{I}_t^{FIS} expressed by equation (10b) as follows:

$$\tilde{I}_t^{FIS} = \frac{c}{2(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j)} + \sum_{i=0}^T \left(\sum_{j=1+i}^{L+1+i} \psi_j \right) \xi_{t-i} + K \sigma_{\tilde{\xi}} \sigma_{\xi} \left[\sum_{i=0}^L \left(\sum_{j=0}^i \psi_j \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (10b)$$

\tilde{I}_t^{FIS} in equation (10b) is a function of constants c and K , autoregressive coefficients ϕ_j , IMAR coefficients ψ_j , $j = 0, \dots, T + L + 1$, standard error of orders process $\sigma_{\tilde{\xi}}$, standard error of demand process σ_{ξ} , lead-time L , and error terms at time periods $j = t, \dots, t - T$. It is clear that \tilde{I}_t^{FIS} improve when lead-time L increase. We expect that \tilde{I}_t^{FIS} would also improve when autoregressive order p increase and especially when $\sum_{j=1}^p \phi_j$ approach one. We move on to develop the approximate expression for the upstream actor's average inventory, under NIS strategy.

2.1.3.2.3. Derivation of the average inventory level under NIS strategy

Under NIS strategy, the upstream actor optimal OUT inventory level T_t^{NIS} is expressed by equation (9c) as follows:

$$T_t^{NIS} = M_t^{NIS} + K \sigma_{\tilde{\xi}} \sqrt{V^{NIS}} \quad (9c)$$

Where

$$M_t^{NIS} = E \left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i} / \rho_t \right) \approx c(L+1) \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j \right)^{-1} + \sum_{i=0}^T \left(\sum_{j=1+i}^{L+1+i} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t-i}$$

and

$$V^{NIS} = MSE^{NIS}$$

So, by substituting M_t^{NIS} and V^{NIS} expressions in equation (9c) and then by substituting (9c) expression in equation (8c), we finally obtain \tilde{I}_t^{NIS} expressed by equation (10c) as follows:

$$\tilde{I}_t^{NIS} = \frac{c}{2(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j)} + \sum_{i=0}^T \left(\sum_{j=1+i}^{L+1+i} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t-i} + K \sigma_{\tilde{\xi}}^2 \left(\left[\sum_{i=0}^L \left(\sum_{j=0}^i \tilde{\psi}_j \right)^2 \right] \right)^{\frac{1}{2}} \quad (10c)$$

\tilde{I}_t^{NIS} in equation (10c) is a function of constants c and K , autoregressive coefficients ϕ_j , IMAR coefficients $\tilde{\psi}_j$, $j = 0, \dots, T + L + 1$, standard error of orders process $\sigma_{\tilde{\xi}}$, lead-time L , and error terms at time periods $j = t, \dots, t - T$. It is clear that \tilde{I}_t^{NIS} improve when lead-time L

increase. We expect that \tilde{I}_t^{FIS} would also improve when autoregressive order p increase and especially when $\sum_{j=1}^p \phi_j$ approach one. Before moving on to section 2.1.4, we precise that our expected findings in this section will be confirmed by simulation. Thus, we continue with simulation in order to conclude theoretical and managerial implications under a general ARMA(p, q) demand model.

2.1.4. Simulation

We develop simulation of different ARMA(p, q) demand and orders processes and we generate the performance metrics values and figures under Matlab 2013b software on windows system. In this section, we study DDI strategy sensibilities with autoregressive and moving average parameters at first, and with regard to lead-time and SMA parameters at second. Then, we make a comparative study with NIS and FIS strategies. Finally, we study the improvement in terms of bullwhip effect, resulting from using SMA method rather than MMSE method. We note also that all simulations and computations of equations in this section were carried on a Matlab manuscripts. Since it is impossible to compute infinitely the ψ -weights, we compute the first 1000 IMAR coefficients of each process and hence, all obtained results are estimations.

2.1.4.1. DDI sensitivity with regard to autoregressive and moving average orders and coefficients

We first simulate ARMA(p, q) demand models with different orders values ($p, q \in \{0, 1, 2, 4, 8\}^2$) while maintaining causality and invertibility criteria's (ϕ_j and θ_j do not add up to one) and taking into account the uniqueness of demand processes (Zhang, 2004). In this first part of simulation, we compute both MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} , for the following fixed parameters: $c = 10$; $\sigma_\xi^2 = 1$; $L = 5$; $N = 12$; $h = 1$; $s = 2$. These parameters were randomly chosen but still similar to literature parameters to ensure comparability for future works.

Table 4: Mean squared error and average inventory level results for simulated ARMA(p, q) demands under DDI strategy

<i>Model</i>	<i>Autoregressive order p</i>	<i>Moving Average order q</i>	<i>Autoregressive coefficients ϕ_j</i>	<i>Moving Average coefficients θ_j</i>	MSE^{DDI}	\tilde{I}_t^{DDI}
1	1	0	$\phi_1 = 0.400$		20.3867	11.5614
2	1	0	$\phi_1 = 0.500$		26.7926	14.3894
3	1	0	$\phi_1 = 0.600$		36.5808	18.7090
4	0	1		$\theta_1 = 0.400$	16.2400	07.4301
5	0	1		$\theta_1 = 0.500$	18.5000	07.7789

6	0	1		$\theta_1 = 0.600$	20.9400	08,1536
7	1	1	$\phi_1 = 0.400$	$\theta_1 = 0.051$	22.3074	11.8812
8	1	1	$\phi_1 = 0.400$	$\theta_1 = 0.100$	24.2527	12.2041
9	1	1	$\phi_1 = 0.400$	$\theta_1 = 0.300$	33.2078	13.6816
10	1	2	$\phi_1 = 0.400$	$\theta_1 = 0.300$ $\theta_2 = 0.100$	37.4282	14.4392
11	1	2	$\phi_1 = 0.400$	$\theta_1 = 0.300$ $\theta_2 = 0.150$	39.6913	14.8415
12	1	2	$\phi_1 = 0.400$	$\theta_1 = 0.300$ $\theta_2 = 0.200$	42.0563	15.2594
13	1	4	$\phi_1 = 0.400$	$\theta_1 = 0.300$ $\theta_2 = 0.180$ $\theta_3 = 0.060$ $\theta_4 = 0.050$	44.6284	15.8453
14	2	1	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = 0.150$	$\theta_1 = 0.100$	19.6140	10.8756
15	4	1	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = 0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = 0.100$	$\theta_1 = 0.100$	24.1279	15.9735
16	4	2	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = 0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = 0.100$	$\theta_1 = 0.100$ $\theta_2 = 0.065$	26.5067	16.4101
17	4	4	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = 0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = 0.100$	$\theta_1 = 0.100$ $\theta_2 = 0.065$ $\theta_3 = 0.060$ $\theta_4 = 0.051$	29.7530	17.0342
18	8	1	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = -0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = -0.100$ $\phi_5 = 0.080$ $\phi_6 = 0.070$ $\phi_7 = 0.060$ $\phi_8 = -0.051$	$\theta_1 = 0.100$	12.8447	8.4158
19	8	2	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = -0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = -0.100$ $\phi_5 = 0.080$ $\phi_6 = 0.070$ $\phi_7 = 0.060$ $\phi_8 = -0.051$	$\theta_1 = 0.100$ $\theta_2 = 0.060$	13.8480	8.6012

Table 4 resumes results for simulating ARMA(p, q) demand processes and calculating the upstream actor's MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} , for $\phi_j \in [-1,1] \forall j = 1, \dots, p$ and $\theta_j \in [-1,1] \forall j = 1, \dots, q$. From the first three models of this table, when the demand parameters are fixed at $p = 1$

and $q = 0$, we can see that MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} deteriorate on ϕ_1 . This result coincides with the literature findings for an AR(1) demand process. The same findings are made for the next three models in Table 4; MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} deteriorate on θ_1 for a MA(1) demand model. The percentage increase of the two indexes clearly differ on AR(p) and MA(q) models. Indeed, in our simulation, when ϕ_1 increased from 0.5 to 0.6, MSE^{DDI} deteriorated by about 38% and \tilde{I}_t^{DDI} by about 28%. Facing it, when θ_1 increased from 0,5 to 0,6, the MSE^{DDI} deteriorated by about 11% and \tilde{I}_t^{DDI} by about 5%. The AR and MA structures clearly influence MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} results and so decision makers must take into account the structure of the demand as an important factor for improving their forecast.

Important comparison cases take place when we compare results for fixed p and variable q or vis versa. Intuitively, we expected that, MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} would increase on p for fixed q or on q for fixed p. Simulation proved that is not the case. Indeed, for example, the MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} results, for the simulated ARMA(8,1) in Table 4, are lower than ARMA(1,1)'s results. We obtain the same findings when comparing ARMA(8,2) to ARMA(1,2)'s results. We conclude that MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} would depend on ϕ_j 's values $\forall j = 1, \dots, p$ and θ_j 's values $\forall j = 1, \dots, q$ rather than autoregressive order p and moving average order q.

Then, for all the rest of simulated ARMA(p, q) demand processes (from model 7 to model 19), we find the same results as for AR(1) and MA(1) processes; i.e. for fixed orders p and q, MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} deteriorates in a first way, as ϕ_i increase while maintaining $\left\{ \phi_{j=1, \dots, p} \right\}_{j \neq i}$ and $\left\{ \theta_{j=1, \dots, q} \right\}$ having fixed values; or in a second way, deteriorates when θ_i increase while $\left\{ \phi_{j=1, \dots, q} \right\}$ and $\left\{ \theta_{j=1, \dots, q} \right\}_{j \neq i}$ are fixed sets. This means that DDI performance depend on demand time-series structure, and especially would increase as demand is less correlated to delayed demands and error terms. It would be interesting to study and mathematically generalize how the two performance metrics evolve with regard to ϕ_j and θ_j variations. Since this is not a straightforward task, we plan to focus on this line for future work.

2.1.4.2. DDI sensitivity with regard to Lead-time and SMA parameters

We move on to study the stability of the two performance metrics behaviors with regard to N and L. Table 5 presents the considered ARMA(p, q) autoregressive and moving average coefficients for all the figures set. Here also, we simulated ARMA(p, q) processes by

considering ϕ_i and θ_j that do not add up to one and consider the following fixed parameters: $c = 10$; $\sigma_{\xi}^2 = 1$; $h = 1$; $s = 2$.

Table 5: Simulated autoregressive and moving average coefficients' demand processes

<i>Model</i>	<i>p</i>	<i>q</i>	ϕ_i	θ_j
20	4	1	$\phi_1 = 0.25$	$\theta_1 = 0.2$
			$\phi_2 = 0.2$	
			$\phi_3 = 0.12$	
			$\phi_4 = 0.09$	
21	8	1	$\phi_1 = 0.25$	$\theta_1 = 0.2$
			$\phi_2 = 0.2$	
			$\phi_3 = -0.12$	
			$\phi_4 = 0.09$	
			$\phi_5 = -0.08$	
			$\phi_6 = 0.07$	
			$\phi_7 = 0.06$	
			$\phi_8 = -0.051$	
22	8	2	$\phi_1 = 0.25$	$\theta_1 = 0.2$
			$\phi_2 = 0.2$	$\theta_2 = 0.15$
			$\phi_3 = -0.12$	
			$\phi_4 = 0.09$	
			$\phi_5 = -0.08$	
			$\phi_6 = 0.07$	
			$\phi_7 = 0.06$	
			$\phi_8 = -0.051$	

23	8	8	$\phi_1 = 0.25$	$\theta_1 = 0.2$
			$\phi_2 = 0.2$	$\theta_2 = 0.15$
			$\phi_3 = -0.12$	$\theta_3 = -0.1$
			$\phi_4 = 0.09$	$\theta_4 = -0.09$
			$\phi_5 = -0.08$	$\theta_5 = 0.08$
			$\phi_6 = 0.07$	$\theta_6 = 0.075$
			$\phi_7 = 0.06$	$\theta_7 = 0.065$
			$\phi_8 = -0.051$	$\theta_8 = 0.05$

The figures below (Fig. 11, Fig. 12, Fig. 13 and Fig. 14) show the 3D-behavior of MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} for different ARMA(p, q) demand processes and for variable parameters L and (L = 1, ..., 20 and N = 1, ..., 20). Then, for each figure, we present in Appendix B the projections on the first plan and the projection on the second plan. This is done for a better understanding and analysis of MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} behaviors.

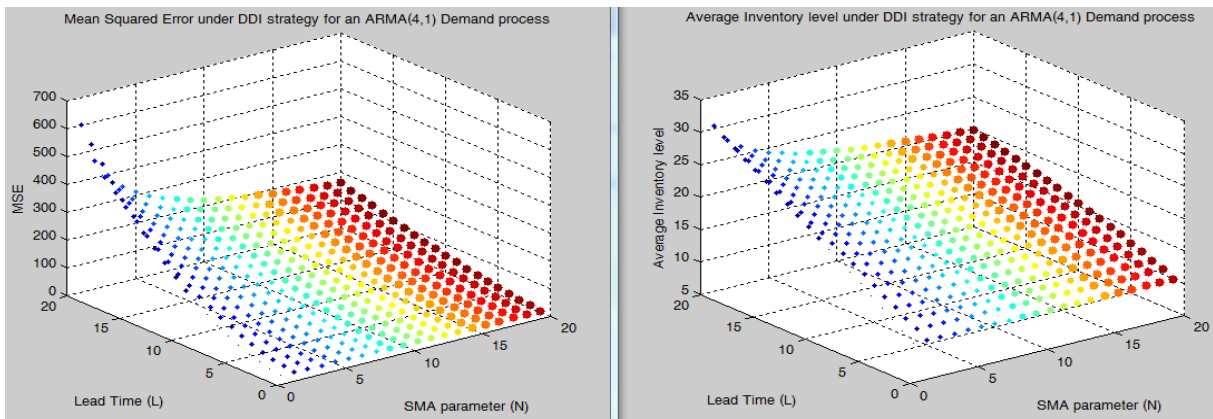


Figure 11: 3D plots of mean squared error and average inventory level behaviours under ARMA(4,1) demand model

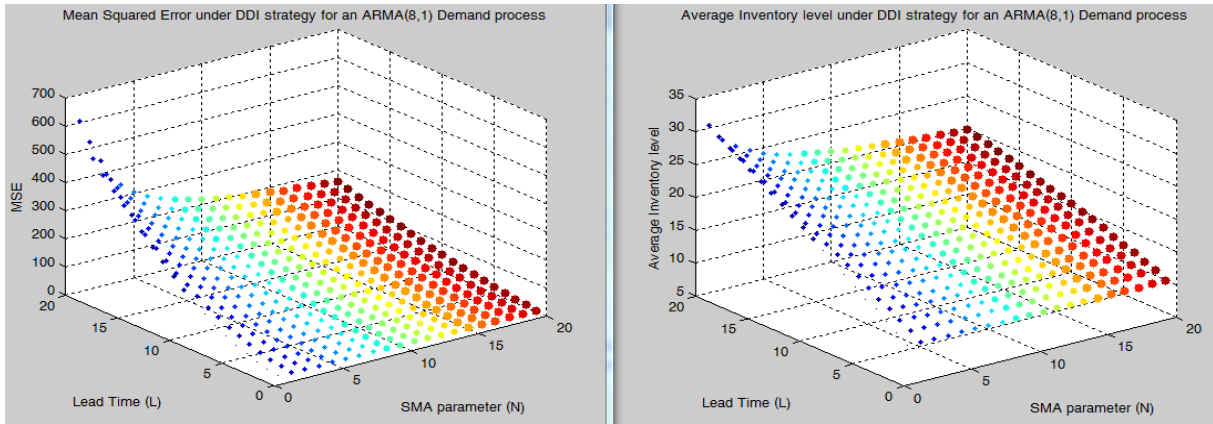


Figure 12: 3D plots of mean squared error and average inventory level behaviours under ARMA(8,1) demand model

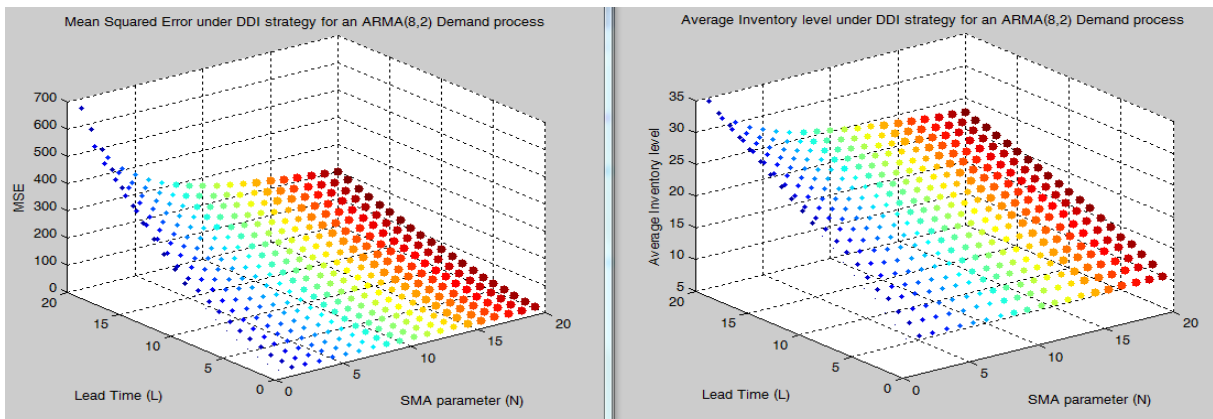


Figure 13: 3D plots of mean squared error and average inventory level behaviours under ARMA(8,2) demand model

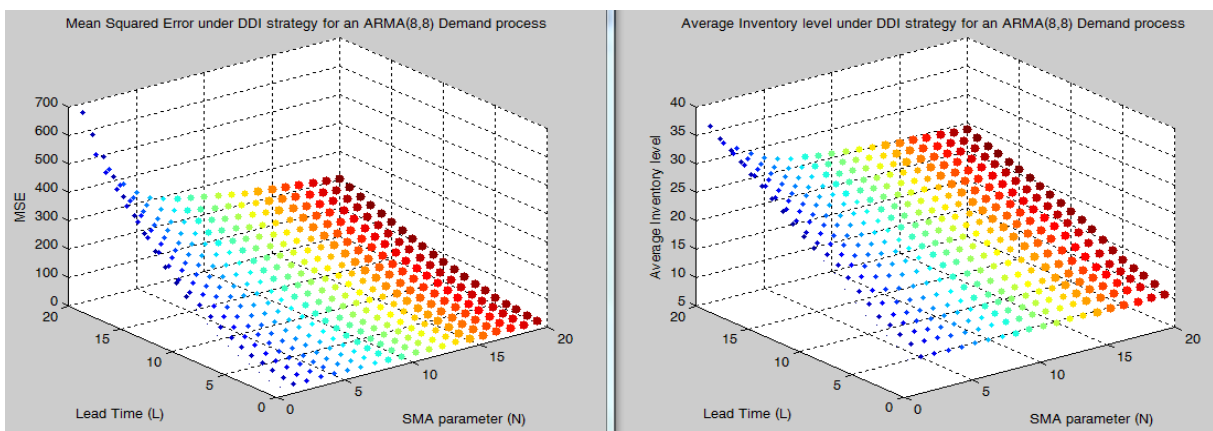


Figure 14: 3D plots of mean squared error and average inventory level behaviours under ARMA(8,8) demand model

The figures set show the robustness of the typical behavior of MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} performance metrics. The results are shown in different colors. The SMA parameter N increases as we move from the blue to the red color. For each color (each fixed N), MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} deteriorate on lead-time L . We note that the improvements of MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} on N is logarithmic, but the two performance metrics descent slopes are different. It means that, as it was noticed in the literature, the percentage of amelioration in MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} is different. Note also that these ameliorations differ for low and high values of N . For example, when we look at the projections on the first plan ($MSE \sim N$), the point $N = 12$ can be considered as a threshold above which the MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} ameliorations are not any longer important, in comparison with low values of N where improvements are considerable. Mathematically, these findings are understandable due to the non-linear form that links MSE^{DDI} to \tilde{I}_t^{DDI} .

From the projections on the second plans ($MSE \sim L$), we can see that the deterioration of MSE^{DDI} when the lead-time L increases, has an exponential shape. This exponential deterioration is such important as N decreases. For \tilde{I}_t^{DDI} level metric, the shape is logarithmic for high values of N and becomes linear for low values of N . These numerical findings confirm our theoretical analysis as MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} are less sensible to L for higher values of N .

We conclude from this analysis that, for any causal invertible $ARMA(p, q)$ demand at the downstream actor, the upstream actor's forecast will be more valuable in terms of MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} when the downstream actor uses higher values of SMA parameter N , and relatively lower values of lead-time L . This characterization is independent of demand's autoregressive and moving average orders (p, q) and coefficients ϕ_i and θ_j .

2.1.4.3. DDI strategy in comparison with NIS and FIS strategies

For our comparative study, we considered the same models simulated in Table 4 and the same fixed parameters: $c = 10$; $\sigma_\xi^2 = 1$; $L = 5$; $N = 12$; $h = 1$; $s = 2$. Then, we compute each performance metric for the three strategies. The results of our simulations are shown in Table 6.

Table 6: Mean squared error and average inventory level results under NIS, DDI and FIS strategies

<i>Model</i>	MSE^{NIS}	MSE^{DDI}	MSE^{FIS}	\tilde{I}_t^{NIS}	\tilde{I}_t^{DDI}	\tilde{I}_t^{FIS}
1	67.3756	20.3867	13.5072	19.6936	11.5614	09.4501
2	138.3996	26.7926	17.4580	33.0452	14.3894	11.1082
3	300.1029	36.5808	23.1328	62.3794	18.7090	13.6147
4	11.7600	16.2400	10.8000	07.8951	07.4301	6.2638
5	13.5000	18.5000	12.2500	08.5608	07.7789	6.3640
6	15.3600	20.9400	13.8000	09.3215	08,1536	6.4833
7	74.3786	22.3074	14.7117	21.3331	11.8812	9.5112
8	81.4330	24.2527	15.9216	23.0569	12.2041	9.5812
9	113.5408	33.2078	21.3956	31.7447	13.6816	9.9825
10	131.3007	37.4282	23.8242	37.0936	14.4392	10.0655
11	140.6645	39.6913	25.0987	40.1215	14.8415	10.1215
12	150.3507	42.0563	26.4134	43.2234	15.2594	10.1873
13	166.6726	44.6284	27.6609	48.7798	15.8453	9.9736
14	49.8496	19.6140	13.0142	17.7593	10.8756	8.5646
15	82.8049	24.1279	15.8459	34.5483	15.9735	11.6831
16	90.6387	26.5067	17.1084	37.3469	16.4101	11.6717
17	99.4028	29.7530	18.4831	41.1695	17.0342	11.4517
18	14.6534	12.8447	8.8315	10.3757	8.4158	6.9187
19	15.5426	13.8480	9.5114	10.5792	8.6012	6.9232

From the first look at Table 6, FIS outperforms both NIS and DDI in terms of MSE and \tilde{I}_t and so, for any considered ARMA(p, q) of demand process at the downstream actor. We obtain the same evidence as previous researches. On one hand, FIS outperforms NIS due to beneficial

effects of information sharing. On the other hand, FIS outperforms DDI due to MMSE method's accuracy, which is more accurate than SMA method.

We then focus on comparing DDI to NIS. We first analyze the reported results in Table 6 by considering the three first models. For AR(1) demand models, our findings are similar to the literature results. DDI strategy outperforms NIS for ϕ_1 large enough ($\phi_1 \in \{0.4, 0.5, 0.6\}$). Ali et al. (2017) illustrated the break-point from which DDI outperforms NIS, and which was evaluated at 0.24 for $L = 1$ and $N = 6$.

For MA(1) demand models 4, 5 and 6, we find that MSE^{DDI} exceeds MSE^{NIS} , despite \tilde{I}_t^{NIS} exceeds \tilde{I}_t^{DDI} . This finding is an expected result because, when the autoregressive order p is equal to 0, the demand is only depending on error terms, and the optimal MMSE method outperforms the SMA method as the method effect overweight the bullwhip effect. Hence, NIS is more valuable than DDI in terms of MSE. We verify this result, which stay valid for any MA(q), $q > 0$ demand models.

From model 7 to model 19 in Table 6, we vary the autoregressive and moving average parameters p and q and for different ARMA(p, q) models, MSE and \tilde{I}_t kept the same behavior through the three strategies, that is, DDI strategy allows the enhancement of decentralized supply chain performances to approach centralized ones. However, we notice that percentage ameliorations are different between the two performance metrics. This can be explained by the non-linear function, that relies \tilde{I}_t to MSE.

Before we go on to the next subsection, we briefly recall the obtained results. DDI's performance depends on demand time-series structure, and especially would increase as demand is less correlated to delayed demands and error terms. When adopting DDI strategy, supply chain managers should exponentially increase the SMA parameter N in their forecast when lead-time L increases. FIS always outperforms DDI and NIS due to information sharing benefits. In terms of MSE, DDI outperforms NIS beyond a certain break-point depending on demand time-series structure. In terms of \tilde{I}_t , DDI outperforms NIS for all simulated demand processes. We go on to study the bullwhip effect performance, which separates SMA to MMSE.

2.1.4.4. Simulation on Bullwhip effect

To numerically illustrate the behavior of the so-called bullwhip effect, we consider as an example, an ARMA(2,2) demand process with $c = 10$ and $\sigma_\xi^2 = 1$ and then we consider different values of coefficients ϕ_j and θ_j , SMA parameter N and lead-time L . We mainly

compute the BWP in order to have an idea on the bullwhip effect accordingly to the employed forecast method.

Table 7: Bullwhip effect performance between SMA and MMSE methods

<i>Model</i>	<i>Autoregressive coefficients ϕ_j</i>	<i>Moving Average coefficients θ_j</i>	<i>L</i>	<i>N</i>	<i>BWP</i>
24	$\phi_1 = 0.4$ $\phi_2 = 0.2$	$\theta_1 = 0.15$ $\theta_2 = 0.10$	5	12	0.1960
25	$\phi_1 = 0.45$ $\phi_2 = 0.2$	$\theta_1 = 0.15$ $\theta_2 = 0.10$	5	12	0.1528
26	$\phi_1 = 0.5$ $\phi_2 = 0.2$	$\theta_1 = 0.15$ $\theta_2 = 0.10$	5	12	0.1178
27	$\phi_1 = 0.4$ $\phi_2 = 0.3$	$\theta_1 = 0.15$ $\theta_2 = 0.10$	5	12	0.1309
28	$\phi_1 = 0.4$ $\phi_2 = 0.2$	$\theta_1 = 0.20$ $\theta_2 = 0.10$	5	12	0.1926
29	$\phi_1 = 0.4$ $\phi_2 = 0.2$	$\theta_1 = 0.20$ $\theta_2 = 0.15$	5	12	0.1883
30	$\phi_1 = 0.4$ $\phi_2 = 0.2$	$\theta_1 = 0.15$ $\theta_2 = 0.10$	8	12	0.2469
31	$\phi_1 = 0.4$ $\phi_2 = 0.2$	$\theta_1 = 0.15$ $\theta_2 = 0.10$	5	15	0.1703

Table 7 provides some conclusions on the behavior of bullwhip effect when MMSE and SMA methods are used in the forecasts of the downstream actor. The BWP indicator decreases as the autoregressive coefficients ϕ_1 and ϕ_2 increase. This means that the performance of SMA method, compared to the MMSE method, improves as the demand's auto-regression is more important. In the same way, the BWP indicator decreases as the moving average coefficients θ_1 and θ_2 increase, which means that the performance of SMA method, compared to the MMSE method, improve as the demand becomes more correlated with delayed errors. According to the lead-time L , the BWP indicator increases as L increases. That means that the performance of SMA, compared to the MMSE method, deteriorates on L . Reversely, accordingly to the SMA parameter N , the BWP indicator decreases as N increases. That means that the performance of SMA, compared to the MMSE method, improves on N .

Through the totality of models in Table 7, the SMA method outperforms the MMSE method in terms of bullwhip effect ($BWP < 1$). This is a strong point for the SMA method, compared to the MMSE method, as SMA method provides a lower variability of orders processes.

Despite the accuracy of MMSE method, SMA method remains a convenient mean to reduce the bullwhip effect as it employs the less variable demand due to inference. As accuracy implication (Inventory costs) remains the end measure that must be taken into account, rather than accuracy itself (BWP), we propose in the next section, a concrete managerial insight, where DDI with SMA method, is much more valuable than NIS with MMSE method.

2.1.5. A revenue sharing contract as a practical recommendation

In this section, we provide a convenient way to show that practical limitations of DDI strategy can be canceled in the cases where both supply chain actors are favorable for negotiation. Indeed, we consider that the downstream actor is favorite to share the demand structure but not the demand information. Let first consider an example where the demand follows an ARMA(2,1). We have already shown the results reported in Table 8.

Table 8: NIS and DDI strategies results for ARMA(2,1) demand process

Adopted strategy	NIS	DDI	% of Reduction when adopting DDI rather than NIS
MSE	49.8496	19.6140	60.6536
\tilde{I}_t	17.7593	10.8756	38.7610

This example shows that adopting DDI strategy by both the downstream actor and the upstream actor, results in a reduction of nearly 39% in the upstream actor's average inventory level, in comparison with NIS strategy. Based on this reduction, the upstream actor can deduce the percentage decrease on his average inventory cost, over a duration of T periods. The upstream actor may propose a contract to the downstream actor based on principal agent, or the two actors can negotiate through proposal generation. As example, a revenue sharing contract can be proposed by the upstream actor, over a certain period T.

If the downstream actor has already adopted the SMA forecast method, he only endures the basic costs of data transfer (SMA parameter, demand process and updated coefficients every time period t). We denote C^1 the total costs of the downstream actor, related to data transfer, over the period T.

In the case where the downstream actor was adopting another forecasting method, the downstream actor has additional costs related to the dismantling of the old method and the adoption of the SMA method (time, labor and technical requirements). We denote C^2 the total costs of the downstream actor related to SMA method adoption, over the period T.

Information systems of both supply chain actors can be compatible. Otherwise, the downstream actor will bear an additional cost C^3 if he is the only responsible of systems compatibility. Assuming $C^i > 0$ and $\sum_{i=1}^3 C^i < CR$, where CR is the average cost reduction at the upstream actor over the period T, resulting from adopting DDI strategy, the upstream actor can propose a revenue sharing contract based on Table 9.

Table 9: Different situations where DDI is valuable

Forecasting method	Mathematical expression	DDI feasibility	Reference
MMSE	$f_{t+1} = E(D_{t+1}/\{D_t, D_{t-1}, \dots, D_{t-T}\})$ <ul style="list-style-type: none"> $\{D_t, D_{t-1}, \dots, D_{t-T}\}$ is the available set of demand history 	Not feasible	Ali & Boylan (2011)
SES	$f_{t+1} = \alpha \sum_{j=0}^T (1 - \alpha)^j D_{t-j}$ <ul style="list-style-type: none"> $\{D_t, D_{t-1}, \dots, D_{t-T}\}$ is the available set of demand history' α is the smoothing constant 	Not feasible	Ali & Boylan (2012)
SMA	$f_{t+1} = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} D_{t-j}$	Feasible	Ali & Boylan (2012)

	<ul style="list-style-type: none"> • N is the moving average horizon 		Ali et al. (2017)
	$f_{t+1} = \sum_{i=1}^N x_i D_{t+1-i}$		
WMA	<ul style="list-style-type: none"> • N is the moving average horizon • $x = (x_1, \dots, x_N)$ is the weighted vector that is obtained using Newton's method • $\begin{cases} \sum_{i=1}^N x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, N \end{cases}$ 	Feasible	This paper

Our main recommendation is to adopt the DDI approach if it has value. Table 9 provides a mean to distinguish where DDI is valuable. According to the situation case, the shared revenue SR is expressed by equation (11) as follows:

$$SR = \alpha \left(CR - \sum_{i=1}^3 C^i \right) \quad (11)$$

where SR is the shared revenue at the end of period T and α is the fraction of revenue (subject of negotiation) proposed by the upstream actor to the downstream actor. The α coefficient may be determined by considering the bargaining power of actors. Otherwise, 0.5 can be a fair value for both parties.

This reasoning can be extended to supply chains where there are more than two actors. Every upstream actor can propose such a contract to his formal downstream actor in order to adopt DDI strategy and the overall supply chain will considerably gain in terms of costs and trust for future cooperative approaches. If we suppose that all costs at the downstream actor, related to DDI adoption are lower than average cost reduction at the upstream actor; moreover, if we suppose that a whole supply chain adopts DDI strategy through such revenue sharing contracts, then every actor i within the supply chain, will gain the revenue R_i expressed by equation (12) as follows:

$$R_i = \alpha_{i-1}(CR_{i-1} - C_i) + (1 - \alpha_i)(CR_i - C_{i+1}) \quad (12)$$

where α_{i-1} and α_i are the fractions of revenues proposed respectively, by the upstream actor ($i - 1$) to actor i , and by the actor i to his formal downstream actor ($i + 1$), CR_{i-1} and

CR_i are the average inventory cost reductions respectively, at upstream actor $(i - 1)$ and at actor i over the period T , and finally, C_i and C_{i+1} are the total costs related to DDI adoption, respectively, at actor i and at downstream actor $(i + 1)$ over the period T . Therefore, if we consider a N -level supply chain, the total supply chain revenue $SC_Revenue$ from adopting DDI strategy with a revenue sharing contract between every couple of actors, is expressed by equation (13) as follows:

$$SC_Revenue = \sum_{i=1}^{N-1} (CR_i - C_{i+1}) \quad (13)$$

We conclude this section by recalling our results. When the demand follows ARMA(p, q) process, supply chains can considerably be enhanced by adopting DDI strategy where SMA method is used for demand forecast. By proposing contracts of revenue sharing, the actors within a decentralized supply chain may approach optimal solutions through inventory cost reduction. Other types of contracts may still be proposed.

2.1.6. Conclusion

For many years, studying decentralized information structures was one of the main research topics for both academic and practitioner views. The main question of enhancing the performance of an overall supply chain, where actors do not want or are unable to share information still persist through time. In a decentralized two-level supply chain constituted by an upstream actor and a downstream actor where demand information is not shared, we study the robustness of a relatively new phenomenon called DDI in a more general demand context. This strategy allows an upstream actor to infer the demand arriving at his formal downstream actor who uses Simple Moving Average (SMA) method in his forecast instead of using optimal Minimum Mean Squared Error (MMSE) method. DDI allows the upstream actor to improve its forecast Mean Squared Error (MSE) and Average Inventory level (\tilde{I}_t), which directly lower inventory costs.

This paper is a follow-up study to previous work with the purpose of generalizing existing results through theoretical analysis of a model based on some strong assumptions. This paper generalizes MSE and \tilde{I}_t expressions for causal invertible ARMA(p, q) demand processes under DDI strategy, No Information Sharing (NIS) and Forecast Information Sharing (FIS), computes the bullwhip effect generated by employing SMA method and provides an indicator, which measures the performance separating SMA to MMSE method. In a simulation section, the paper

analyses the behavior of the three performance metrics with respect to Simple Moving Average (SMA) parameter N , lead-time L , demand's autoregressive order p and coefficients ϕ_i , and moving average order q and coefficients θ_j .

The implications of our paper are relevant. Supply chain managers can introduce the use of SMA forecast method for a more generalized ARMA(p, q) demand model. First, the paper concludes that DDI performance depends on demand time-series structure, and especially would increase as demand is less correlated to delayed demands and error terms. Second, the paper concludes that supply chain managers, in the case where DDI is adopted, should exponentially increase the SMA parameter N in their forecast when lead-time L increases. Third, the paper confirms that FIS always outperforms DDI and NIS due to information sharing benefits. The value of information sharing is incontestable and FIS remains the optimal strategy for supply chain actors. Fourth, in terms of MSE, DDI outperforms NIS beyond a certain break-point depending on demand time-series structure. In terms of \tilde{I}_t , DDI outperforms NIS for all simulated demand processes. Fifth, the paper concludes that despite the accuracy of MMSE method, SMA method remains a convenient mean to reduce the bullwhip effect as it employs the less variable demand due to inference. Sixth, the paper presents a revenue sharing contract as a practical recommendation in a managerial accessible manner in order to adopt DDI strategy within supply chains. Finally, the paper shows that DDI's results are extendable to multi-level supply chains.

We conclude our paper with lines for future researches. First, DDI strategy can still be evaluated through other forecasting methods. Second, it would be interesting to establish a general mathematical relation, which allows determining the break-point of any ARMA(p, q), $p > 0$ model, from which DDI is more valuable than NIS strategy, in terms of MSE. Finally, our study may still be generalized to an ARIMA(p, d, q) model.

Synthèse de l'article 1

Cette partie articulatrice et introductrice à l'article 2 reprend les principaux résultats de l'article 1, tout en accentuant l'apport théorique et le caractère managérial d'aide à la décision.

Dans le premier article, nous avons entamé la première direction de recherche portant sur la structure temporelle du processus de la demande. Plus exactement, nous avons modélisé ce processus à l'aide d'un modèle de type ARMA (p, q) et nous avons réalisé la généralisation des résultats de l'approche DDI face à des demandes stationnaires de type ARMA(p, q). Dans une première section 2.1.1, nous avons introduit brièvement la notion de chaîne d'approvisionnement ainsi que le caractère décentralisé considéré dans nos recherches. Les chaînes décentralisées présentent des situations dans laquelle les partenaires de la chaîne ne partagent pas leurs informations. Nous avons porté un intérêt particulier à l'information de la demande du client final qui présente le moteur générateur des bénéfices de toute chaîne d'approvisionnement. Le non-partage de cette information au niveau des acteurs en amont aboutit à des performances médiocres de toute la chaîne d'approvisionnement. Une approche de prévision collaborative nommée DDI a vu le jour. Il s'agit d'une approche qui permet d'élever les performances d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux pour les rapprocher des performances d'une chaîne centralisée. Plus spécifiquement, un acteur en amont est capable d'inférer la demande arrivant au niveau de l'acteur en aval sans avoir besoin d'un mécanisme formel de partage d'informations, à condition que l'acteur en aval emploie la méthode SMA dans ses prévisions. Cette méthode repose sur les N observations les plus récentes, et accorde le même poids à ces observations pour prévoir l'observation future.

Dans une deuxième section 2.1.2, nous avons présenté une revue de littérature portant sur le partage d'informations, ses avantages et ses limites pratiques. Nous avons par la suite repris les résultats de littérature de l'approche DDI en présentant les plus importants travaux de cette direction de recherche, avec leurs limites et leurs contributions. Une limite commune à la majorité des travaux de littérature se présentait comme la restriction de l'analyse des résultats du partage d'informations à un processus de demande type AR (1). Même dans le cas des articles portant sur des processus plus généralisés, les expressions théoriques des indicateurs de performance n'étaient pas établies ou n'apparaissaient pas dans leurs formes généralisées. Il était donc essentiel d'établir le champ théorique d'une telle approche dans un contexte plus large.

Dans une troisième section 2.1.3, nous avons présenté notre modèle de chaîne d'approvisionnement. Il s'agit d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, un acteur en amont (un fabricant) qui reçoit les commandes ou les ordres d'un acteur en aval (un détaillant), qui lui-même reçoit la demande d'un client final. Nous avons présenté le mode de fonctionnement de cette chaîne ainsi que la politique à reconstituer de la gestion de l'inventaire. Nous avons présenté la structure temporelle de la demande généralisée type ARMA(p, q) sous sa forme mathématique. Dans différentes sous-sections, et à des fins d'investigation, de simulation et de comparaison entre les différentes approches, nous avons procédé à la généralisation des expressions des différents indicateurs de performance considérés dans cette thèse, à savoir tout d'abord les expressions de la MSE et du niveau moyen d'inventaire sous les approches NIS, FIS et DDI. De plus, nous avons établi les expressions de l'effet coup de fouet engendrés par l'adoption des méthodes MMSE et SMA, et finalement le ratio de ces deux dernières expressions qui permet de quantifier le gap de performance d'effet coup de fouet séparant les deux méthodes. L'établissement de la plupart des expressions théoriques étaient suffisamment conditionnées par les caractères de causalité et d'inversibilité du processus de la demande. C'est ce qui constitue la condition de mesurabilité des critères de performance dans le cas d'un processus de demande type ARMA (p, q).

Dans une quatrième section 2.1.4 dédiée à la simulation, nous avons commencé dans une première sous-section, par étudier la sensibilité des résultats de l'approche DDI par rapport à la variation de la structure temporelle de la demande. Tous d'abord, les résultats ont montré que la MSE et le niveau moyen d'inventaire ne dépendent pas des paramètres des parties autorégressive p et moyenne mobile q . Cependant, ces deux indicateurs s'améliorent d'autant plus que la demande est moins corrélée aux demandes retardées et aux termes d'erreur. Autrement dit, la performance des indicateurs de la MSE et de l'inventaire moyen est liée aux valeurs estimées des coefficients autorégressifs et des coefficients moyenne mobile du processus de la demande. Concrètement, plus le processus est modélisable avec des degrés d'autorégression et de moyenne mobile faibles, plus les indicateurs de la MSE et du niveau d'inventaire moyen diminuent. Ceci constitue une première caractérisation de l'approche DDI avec des demandes type ARMA (p, q) : les gestionnaires de l'acteur en aval d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux n'ont pas un moyen de modifier la structure temporelle d'un processus et doivent se contenter de prendre conscience et de décrire l'état. Dans une seconde sous-section de simulation, nous avons réalisé une étude de sensibilité des résultats de l'approche DDI par rapport à la variabilité du délai de livraison L et du paramètre de la méthode

de prévision N . Les résultats ont montré que les indicateurs de performance gardent un comportement robuste pour l'ensemble des processus de demande simulés. La MSE et le niveau moyen d'inventaire augmentent d'autant plus que le délai de livraison augmente, toutes choses par ailleurs égales, et diminuent d'autant plus que le paramètre N augmente, toutes choses par ailleurs égales. C'est ce qui constitue la deuxième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes types ARMA(p,q). De plus, les indicateurs de la MSE et du niveau moyen d'inventaire sont moins sensibles aux valeurs prises par L dès que la valeur de N augmente. Concrètement, cela signifie que les gestionnaires de l'acteur en aval d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux sont invités d'augmenter d'une façon considérable, voire exponentielle le paramètre N dans leurs prévisions dès que le délai de livraison L augmente. Il s'en suit alors que les gestionnaires d'un acteur en aval d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux se doivent d'acquérir de plus en plus de larges historiques dans leurs bases de données afin de les utiliser dans leurs prévisions. Plus l'historique est grand, plus l'horizon utilisé dans les prévisions est grand, et plus les deux indicateurs de performances s'améliorent. Dans une troisième sous-section de simulation, nous avons procédé à une étude comparative entre les résultats des trois approches NIS, FIS et DDI, en termes de MSE et du niveau moyen d'inventaire. En termes de niveau moyen d'inventaire, les résultats ont montré que l'approche DDI surpasse l'approche NIS. Il s'en suit alors que les améliorations du niveau moyen d'inventaire obtenues par l'approche DDI dans le cadre d'une demande type AR (1) sont aussi observables dans le cas d'une demande type ARMA (p, q). En revanche, en termes de MSE, l'approche DDI est dépassée par l'approche NIS lorsque l'ordre de la partie autorégressive de la demande est nul ($p = 0$). C'est ce qui constitue la troisième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA (p, q). Le dernier résultat constaté confirme une constatation dans la littérature (Ali et *al.*, 2017) affirmant que l'approche DDI surpasse l'approche NIS en termes de MSE à partir d'un certain point de rupture dépendant de l'ampleur de l'autocorrélation (importance des valeurs des coefficients autorégressifs). De plus, ce résultat n'a pas eu d'impact sur le niveau moyen d'inventaire puisque la relation entre ces deux indicateurs a été identifiée comme une relation non linéaire. Concrètement, dans le cadre d'une approche DDI avec un processus de demande de type MA(q), les gestionnaires de l'acteur en amont d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux peuvent s'attendre à obtenir des erreurs de prévision plus importantes que celles obtenues dans le cadre d'une approche NIS. Cette constatation n'aura pas d'impact à priori, sur l'indicateur du niveau moyen d'inventaire qui baissera en dépit d'une augmentation de l'indicateur de la MSE. Entre autres, la stratégie FIS qui présente le système centralisé où l'information de la demande est formellement partagée

avec l'acteur en amont, correspond toujours aux solutions optimales surpassant ainsi les résultats de l'approche DDI. En effet, les résultats ont montré que les résultats de l'approche DDI, aussi prometteuses soient-elles, ne permettent pas d'atteindre la performance maximale du système centralisé. C'est ce qui constitue la quatrième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA (p, q). Concrètement, si les acteurs d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux peuvent et souhaitent partager leurs informations de demande, il est recommandé d'instaurer un système centralisé où toutes les données de la demande sont accessibles par tous les acteurs. Dans une quatrième sous-section de simulation, nous avons réalisé une étude comparative en termes d'effet coup de fouet. Le ratio de la valeur observée de l'effet coup de fouet engendré par l'utilisation de la méthode SMA dans le cas de l'approche DDI, rapporté à la valeur de l'effet coup de fouet engendré par l'utilisation de la méthode MMSE dans les cas des approches NIS et FIS, a été évalué pour différentes études de variation de paramètres. Les résultats ont montré que la méthode SMA permet de réduire l'effet coup de fouet occurrent dans les chaînes d'approvisionnement en raison de l'utilisation de la demande la moins variable en comparaison avec la méthode MMSE. C'est ce qui constitue la cinquième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA (p, q). Concrètement, les acteurs de la chaîne d'approvisionnement à deux niveaux peuvent s'attendre à une importante diminution de l'effet coup de fouet généré par leurs prévisions s'ils optent à embrasser l'approche DDI.

Dans une cinquième section 2.1.5, nous avons présenté un contrat de partage de revenus/épargne entre l'acteur en amont et l'acteur en aval, comme une incitation pratique à l'adoption de l'approche DDI. Dans l'exemple adopté dans cette section, nous avons considéré que les acteurs peuvent procéder à un échange d'informations concernant le type de processus et les coefficients de la demande, mais non pas l'information de la demande elle-même. Cette relaxation de l'hypothèse du non-partage d'informations nous est apparue essentielle dans le but de considérer le cas où l'acteur en aval n'est pas favorable au partage de l'information de la demande, mais accepte d'échanger d'autres types d'informations.

Nous avons démontré analytiquement que les résultats de l'approche DDI peuvent être obtenus dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux. Nous avons ainsi établi l'expression du revenu total généré dans une chaîne d'approvisionnement, en fonction du nombre de niveaux dans la chaîne d'approvisionnement. C'est ce qui constitue la sixième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA (p, q). Concrètement, les acteurs de la chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux peuvent

acquérir des performances proportionnelles à celles réalisées dans une chaîne d’approvisionnement à deux niveaux, si les acteurs optent à embrasser l’approche DDI. Enfin dans une dernière section 2.1.6, nous avons résumé nos contributions, résultats, limites et perspectives.

La figure 15 résume le principe de l’approche de prévision collaborative DDI dans une chaîne d’approvisionnement à deux niveaux, où l’acteur en aval adopte la méthode SMA comme méthode de prévision. Comme le montre cette figure, l’épargne résultante des réductions des indicateurs de performances (flèches décroissantes en vert), réduite des coûts de coordination, constitue les revenus qui vont être l’objet du contrat de partage des revenus selon des négociations autour des proportions allouées à chaque acteur. Pour cette approche, l’adoption de la méthode SMA est obligatoire au niveau de l’acteur en aval. Si ce dernier adoptait déjà cette méthode de prévision, il n’y aura pas de coûts liés à cette adoption. Sinon, l’acteur en aval encaisse des coûts liés à l’instauration de la méthode SMA pour ses prévisions. De plus, les acteurs peuvent se partager les paramètres du processus temporel de la demande mais doivent se partager l’information du paramètre N de la méthode SMA pour pouvoir estimer au préalable l’ampleur des améliorations des indicateurs de performance, d’où le principe d’optionnalité de la compatibilité des systèmes d’information. Ce principe peut être adopté dans une chaîne d’approvisionnement à plusieurs niveaux.

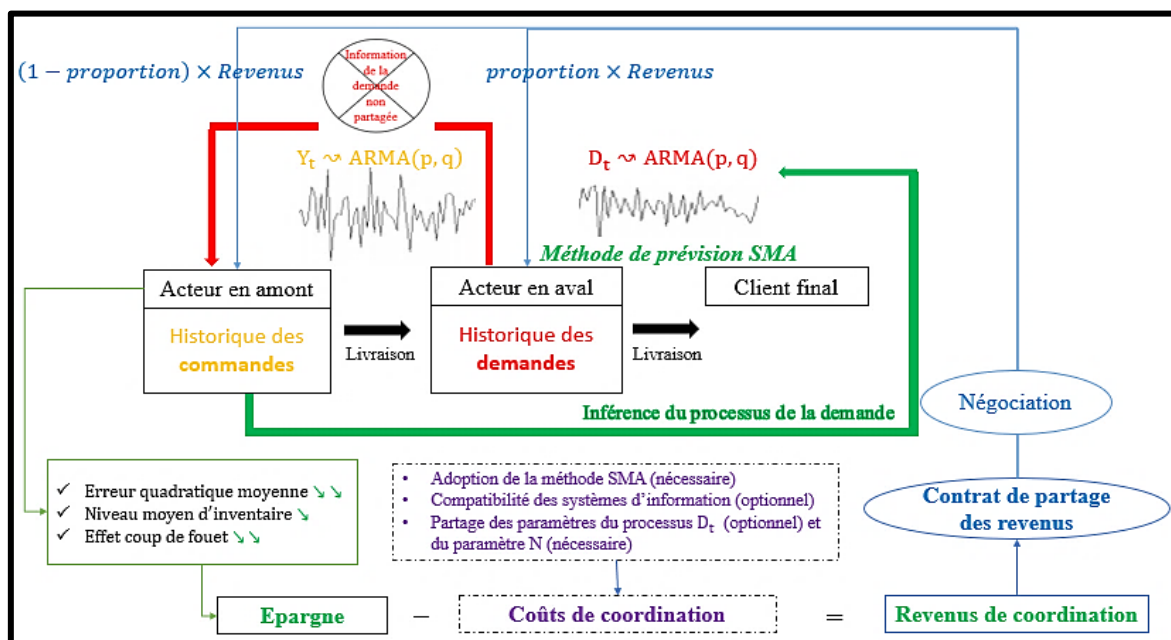


Figure 15: Principe de l’approche DDI dans une chaîne d’approvisionnement à deux niveaux où l’acteur en aval adopte la méthode de prévision SMA

Dans le deuxième article qui suit, nous avons entamé la deuxième direction portant sur la méthode de prévision. Comme les résultats de l'approche DDI avec la méthode SMA ne permettent pas exactement d'atteindre les performances de l'approche FIS, nous allons explorer dans cet article, le comportement des résultats de l'approche DDI face à l'adoption de la méthode WMA de prévision au niveau de l'acteur en aval. Comme nous l'avons déjà évoqué, il s'agit d'une méthode comparable à la méthode SMA puisqu'il s'agit de méthodes se basant sur les moyennes mobiles au cours du temps. La seule différence réside dans les pondérations/poids accordés aux observations de l'historique. La quantification de ces pondérations va être réalisée à l'aide d'un processus d'optimisation qui sera réalisé au niveau de l'acteur en amont en déployant la méthode de Newton selon le critère du niveau n'inventaire moyen. Ce processus d'optimisation sera intégré au processus de l'approche collaborative DDI. Ainsi, nous allons explorer une situation jusqu'à lors non-identifiée, et nous allons caractériser à nouveau les résultats de l'approche DDI avec la méthode WMA, ainsi que les recommandations pratiques dans une telle approche de prévision collaborative.

2.2. Article 2: An Improved Forecasting Approach to Reduce Inventory Levels in Decentralized Supply Chains

Abstract

This paper covers forecast management in decentralized supply chains. For various reasons, companies do not always agree to disclose their information. To deal with this issue, we consider a Downstream Demand Inference (DDI) strategy in a two-level supply chain. DDI was assessed using different forecasting methods and was successfully tested using only a simple moving average. In an investigatory context using other forecasting methods, we propose the introduction of the weighted moving average method, which affects nonequal weights to past observations. First, we verify the unique propagation of demand processes. Second, we consider the forecast mean squared errors, the average inventory levels and the bullwhip effect as the supply performance metrics. Third, we formalize the manufacturer's forecast optimization problem and apply Newton's method to solve it. The optimization results, based on the simulated demands, confirm the effectiveness of our approach to produce further enhanced solutions and to improve the results of DDI. We have shown that a little change in the weights of the forecast method improves the competitiveness in the market. Conversely, the bullwhip effect is affected due to the nonequal weighting in the forecast method.

Keywords: Supply Chain Management, Downstream Demand Inference, Weighted Moving Average Forecasting, Newton Method, Bullwhip effect

2.2.1. Introduction

The optimal supply chain performance requires the realization of numerous actions. Regrettably, those actions are not always in the best interest of the actors of the same supply chain. The supply chain actors are mainly focused on achieving their own objectives and that self-serving focus often leads to poor performance. However, enhanced performance is achievable if the companies coordinate their operations such that each company's objectives become aligned with the supply chain's performance. Supply chain management (SCM) is one of the most important research areas that aims to improve the overall supply chain performance.

The information sharing policy presents one of the most common managerial solutions in the SCM field. In recent years, numerous studies have highlighted the importance of information sharing within the supply chain (Lambert & Cooper, 2000; La Londe & Ginter, 2003; Trkman *et al.*, 2006). Information-sharing contracts between economic actors in a supply chain can lead to important benefits, such as increased productivity, better policy-making and integrated services. A series of papers have argued that information sharing can reduce inventory levels and associated costs for upstream actors (Cachon & Fisher, 2000; Yu *et al.*, 2001; Sahin & Robinson, 2005). Li (2013) has explored new ways to reduce operational costs in supply chain systems that face uncertainty about shared information. Adopting simulation, the author concluded that information sharing is essential to reduce fluctuations in stock replenishment, thereby improving supply chain performance. The replenishment of companies' inventories depends on customer demand information. To avoid the accumulation of cost-intensive and obsolete inventories, demand information must be frequently updated and shared with transparency and credibility. Trapero *et al.* (2012) studied the impact of information sharing on supplier forecasting performance. The authors concluded that information sharing improves demand forecasting performance. Croson *et al.* (2014) argued that coordination through information sharing reduces the risk of a very strong demand distortion. In particular, several researchers have shown that sharing end-customer demand information reduces the bullwhip effect and lowers the average inventory level (Chen *et al.*, 2000b; Lee *et al.*, 2000; Cheng & Wu, 2005).

At the operational level, as the initial demand of the end-customer is the "source-engine" of profits generated for the entire supply chain, a better knowledge of customer demand is then considered as a tool for securing inventory levels and reducing inventory costs. Indeed, if upstream players have access to data from the sales' points, the harmful effect of the distortion of demand is reduced. As downstream actors share their demand information, upstream actors would be aware of the variance of the error terms of customer demand. Then, they could use this variance in their forecasting decisions instead of the amplified variance due to the bullwhip effect (Lee *et al.*, 2000). The sharing of demand information is therefore one of the most important catalysts for improving supply chains. This requires, of course, that upstream players have access to customer demand data at the downstream levels. Some researchers (Chen *et al.*, 2000b; Lee *et al.*, 2000; Yu *et al.*, 2002; Raghunathan, 2003) have concluded that downstream actors need to share customer demand information with upstream actors in order to reduce the bullwhip effect. Nevertheless, the need for information retrieval mechanisms has always been

a subject of open discussion in the literature. Many researchers (Lee & Whang, 2000; Mendelson, 2000; Fawcett *et al.*, 2007; Forslund & Jonsson, 2007; Klein *et al.*, 2007) have also argued that information sharing has a number of practical limitations, which need to be taken into account before collaboration.

On one side, a stream of papers (Cachon & Fisher, 2000; Yu *et al.*, 2001; Sahin & Robinson 2005) argued that information sharing can reduce the inventory holdings, related costs and bullwhip effect occurring in supply chains. Conversely, many researchers (Lee & Whang, 2000; Mendelson, 2000; Fawcett *et al.*, 2007; Forslund & Jonsson, 2007; Klein *et al.*, 2007) also argued that information sharing has a number of practical limitations, such as confidential policies, data reliability and the lack of information systems' compatibility. Despite all the advantages and benefits of information sharing, the lack of availability of information systems is one of the first and most common barriers to information sharing (Ali *et al.*, 2017). SCM World reports that many companies are hampered by the high investment costs and system implementation problems associated with formal information sharing (Courtin, 2013). As negotiation is the usual challenge to reduce costs for supply chain actors, monetary losses remain the main reason for investment blockages (Klein *et al.*, 2007). Information system costs are composed of initial purchase costs and implementation costs (Fawcett *et al.*, 2007). Although developers are constantly looking for compatibility solutions, companies tend to resist change because of intra-organizational problems. Even when companies succeed in implementing information systems, other problems such as lack of trust and lack of dialogue persist (Mendelson, 2000). In such cases, each partner is wary of the possibility that other partners may abuse information and reap the full benefits of information sharing (Lee & Whang, 2000). Therefore, an established trust is a necessary first pillar for any collaboration. In addition to these inhibitors, even when information technology and trust exist between partners, another type of inhibitor may persist. This is first of all the accuracy of information when decision-makers do not trust the quality of the information shared and believe that the error is relatively high (Forslund & Jonsson, 2007). The information leakage effect can also be a reason for limiting information sharing. Managers are always concerned that the information shared may be obtained or inferred by competitors who will react to the information sharing activity. For example, Ward (wardsauto.com) conducted a survey of 447 car manufacturers. Twenty-eight percent of the respondents reported that their intellectual property had been disclosed by at least one car producer in Detroit and 16% by their manufacturer (Anand & Goyal, 2009). As a result,

the reaction of competitors may alter the allocation of benefits to the parties involved in information sharing (Li, 2002).

Vosooghizaji *et al.* (2019) considers different scenarios wherein asymmetric information cannot be shared with supply chain partners because of many reasons that include “the fear of losing competitive advantage, getting extra benefits, getting a better price, maintaining one’s bargaining power, not being controlled or dictated to by other parties, ensuring compatibility of information systems, and other strategic reasons”. An actor not sharing information can affect the whole system of the supply chain. It was also argued that, by revealing sensitive demand information to the upstream manufacturer, a retailer may lose some advantage in future price negotiations (Ha *et al.*, 2010). Wal-Mart announced that it would no longer share its information with other companies like Inc and AC Nielson as Wal-Mart considers data to be a top priority and fears information leakage (Hays, 2004). In fact, depending on the nature and size of supply chains, not sharing information can result to different levels of losses. William Wappler, President of Automotive Technology Leader SURGER, says, “The automotive industry is estimated to lose annually more than 2 billion dollars in the supply chain due to losses in inventory of containers, parts, finished vehicles and logistical inefficiencies, through a notorious lack of visibility and inherent control.” He adds: “Most automotive companies struggle to reduce supply chain costs year over year.” According to their internal forecasts, the use of the proposed digital platform can help participants achieve double-digit cost savings through highly accurate supply chain visibility and the collaborative power of shared information (Henderson, 2018). Indeed, industries where component suppliers need to build a high capacity in advance due to short lead times, face high inventory costs because of uncertain market demand. Generally, it has been accepted that the demand is a private information of the retailers, that leads to problems of management of the inventory at the upstream levels.

Recently, a new coordination supply chain approach, known as downstream demand inference (DDI), (Ali *et al.*, 2017; Ali & Boylan, 2011; Ali & Boylan, 2012; Tliche *et al.*, 2019) emerged in the supply chain field. The DDI strategy allows the enhancement of decentralized systems without having to go through explicit demand information sharing. Instead of demand information sharing, the upstream actor can infer the demand from the order history. The DDI strategy assumes that the demand process and its parameters are known throughout the two-level supply chain. The first part of the assumptions – that is the retailer facing the customer’s demand is able to easily estimate the parameters of the process from his demand history – is evident. The second part of the assumptions – that is the ability of the manufacturer to infer the

process of the demand occurring at the retailer – is subject of research and discussion in the literature. Ali and Boylan (2011) showed that DDI cannot be applied with the optimal minimum mean squared error (MMSE) forecast method because the propagation of the demand may not be unique. Ali and Boylan (2012) also showed that DDI is not possible with the single exponential smoothing (SES) method, but only when the downstream actor uses the simple moving average (SMA) method that attaches equal weights to past observations. Ali et al. (2017) showed that DDI generally outperforms the no information sharing strategy in terms of the forecast's mean squared error (MSE) and inventory costs under the assumption of an AR(1) demand model. Under the DDI strategy, Tliche et al. (2019) considered the MSE^{DDI} and average inventory level \tilde{I}_t^{DDI} as upstream supply chain performance metrics and generalized the above results for causal invertible ARMA(p,q) demand processes. In a context of DDI strategy, this paper aims to further enhance the DDI's results by acquiring further optimized solutions in terms of MSE and average inventory levels.

A first possibility for improvement can be emphasized on the forecasting method adopted in the DDI approach. Since the SMA method is the only method of prediction up to now allowing the inference of the downstream demand, we have thought to introduce a variant of this method while keeping in mind the orientation of improvement of the average inventory levels. The SMA method is characterized by the equal weights associated to the N past observations, to predict the future demand. Every time period, the oldest demand observation is dropped out and exchanged by the last demand observation. A first intuition is to disrupt the weightings of the method in order to improve the performance. In this way, the Weighted Moving Average (WMA) method was selected in order to first investigate its feasibility in the DDI approach, and second to investigate whether any enhancement is achievable in a two-level supply chain. The WMA method is a simple forecasting method, as well as the SMA method. The WMA method attaches different weights/ponderations to the N past demand observations, and in the same way as SMA, the oldest demand observation is dropped out and exchanged by the last demand observation, every time period. The disruption's possibility of the weights in the method was an opening door for exploring potential improvements in different directions. One of these directions is the optimization according to the upstream actor's average inventory levels.

Consequently, acquiring further “optimized” solutions naturally opens the line of our research to other branches of scientific research. Indeed, optimization plays a very important role in several areas of application and especially in supply chain management. Omnipresent

since the beginning of time, optimization is a mathematical discipline, that has grown in importance during the 20th century. This is due to the development of industrial sciences, operations planning (economics, management, logistics, scheduling), emerging technologies (automatic, electronic, electrotechnical, etc.) and computer science, which has made previously impassable numerical resolution methods efficient. Mathematically, it consists of minimizing, or maximizing, a function that represents an objective to be achieved on a set called a "domain" or "set of feasible solutions," which is defined as a set of constraints that are to be respected. The objective is to find the best solution belonging to the domain that acquires the optimal value of the objective function. The nature of the objective function and the constraints defining the domain determine the nature of the optimization problem and the difficulty of its resolution.

In this paper, as discussed, we employ the weighted moving average (WMA) method, which attaches different weights to the N past observations, and then re-establish the manufacturer MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} expressions according to a weighting vector x . Second, we propose two measures to quantify the gap separating the adoption of the NIS strategy with the MMSE method to the adoption of the DDI strategy with the WMA method on one hand, and on the second hand to quantify the gap separating the adoption of the DDI strategy with the SMA method to the adoption of the DDI strategy with the WMA method, in terms of bullwhip effect. Third, we mathematically formalize the manufacturer's forecast optimization problem (MFOP) and propose the application of the well-known Newton's method in order to obtain the optimal weighting vector x^* . To the best of our knowledge, this paper presents the first attempt to introduce Newton's method into forecasts where the WMA method is adopted. The numerical results of the MSE and \tilde{I}_t optimizations based on the simulated causal invertible ARMA(p,q) demand processes confirm the effectiveness of this approach to produce further-optimized solutions compared to NIS strategy with MMSE method and DDI strategy with SMA method, and consequently to improve the competitiveness in the market. However, the WMA method affects the bullwhip effect since nonequal weights generate higher orders' variability. It is concluded that if the supply chain is initially adopting a NIS strategy where the MMSE method is used in the downstream forecasts, the downstream actor is emphasized to consider a high value of N (beyond a certain break-point) in order to reduce the bullwhip effect. Else, if the supply chain is initially adopting a DDI strategy where the SMA method is used in the downstream forecasts, the upstream actor needs to use a reserve inventory in order to cover the amplified orders variations. Hence, we provide a developed picture of the DDI strategy's adoption when the WMA is used for demand forecasts and where the Newton's method is

employed to quantify the weighting vector of the WMA method, according to the minimization of the upstream average inventory levels.

The rest of the paper is organized as follows. Section 2.2.2 is devoted to the literature review. In Section 2.2.3, we present the proposed modeling approach. Section 2.2.4 is devoted to the implementation, simulation and discussions. Section 2.2.5 is devoted to the formal generalization of DDI's performance to a multi-level supply chain. Finally, in Section 2.2.6, we summarize the contributions, the results, the limitations and perspectives.

2.2.2. Literature review

Collaborative management in decentralized supply chains is therefore about coordinating and synchronizing several activities of different functions from the outset, for example the procurement of raw materials and the distribution of finished products, which may require different coordination mechanisms due to the decentralization of supply chain operations.

Despite a number of studies on coordination of operations, there is no single definition of supply chain coordination (Arshinder *et al.*, 2011). Malone and Crowston (1990) provide an intuitive definition of coordination. According to this definition, when several actors pursue objectives together, they have to do things to organize themselves that an actor pursuing the same objectives could not have done. Coordination is then presented as the processing of additional information when several connected actors pursue objectives that a single actor pursuing the same goals could not have done. An example of this definition can be presented by a computer network with a set of objectives (calculations to be performed) and a set of computer processors of different types that perform the tasks to achieve these objectives. Again, according to these authors, coordination can be interpreted as a kind of intelligent behavior, learning, planning and use of languages, which has as its objective organizational development and subsequently the achievement of objectives in common. A more meaningful definition is that given by Richardson *et al.* (2007) who consider coordination as a "conversation art". Such a definition was inspired by a social experiment analysing the relationship linking the eye movements of two subjects engaged in a dialogue around a subject. The analysis of cross-recurrence revealed the existence of a coupling between the eye movements of the two subjects. Moreover, this coupling is all the more important if the individuals had previously received common information about the subject. Therefore, by projecting this example to the SCM field, it seems clear that the exchange of information between economic actors in the same supply chain is a key factor that increases the "degree" of coordination of the partners' operations.

The literature is abundant of coordination mechanisms. First of all, we find the coordination contracts: these are mainly wholesale price contracts, volume discount contracts and revenue sharing contracts. Partners coordinate using contracts for better management of the supplier-buyer relationship and mutual risk (Cholez et al., 2017). Contracts specify the parameters (quantity, price, lead time and quality) within which a buyer places orders and a supplier fulfils them. The objectives of contracts can be summarized as increasing the total profit of the supply chain, reducing overstocking and understocking costs, and sharing risk among supply chain partners. Cachon (2003) studied the coordination of supply chains by proposing different models presented according to their complexity. Firms are encouraged to coordinate by adjusting their commercial terms through contracts that establish payment transfer systems. The author defines a number of types of contracts while illustrating their advantages and disadvantages. Giannoccaro and Pontrandolfo (2004) proposed a contract model based on the revenue-sharing mechanism to coordinate a three-stage supply chain. This model makes it possible to achieve the efficiency of the decentralized system while improving the benefits for all actors in the chain by adjusting the parameters of the contract. Cachon and Larivière (2005) studied revenue-sharing contracts in a general supply chain model, with revenues determined by the quantity and purchase price of each retailer. The authors considered demand that can be deterministic or stochastic and revenues that are generated by renting or selling. The authors showed that revenue sharing coordinates a supply chain with a single retailer and arbitrarily distributes the benefits of the supply chain. Second, the authors showed that revenue sharing also coordinates a supply chain with several competing retailers. Sinha and Sarmah (2008) proposed a coordination mechanism for a two-tier supply chain to find the optimal quantity, price and profit for the actors in the chain. The unknown demand and cost are estimated on the basis of subjective judgement using triangular fuzzy numbers. The authors relied on a simulation with 2500 random cases to test the proposed method. The resulting solution is described as "quasi-optimal" which is close to that of a system with complete information. Xu et al. (2013) analyzed the procurement strategy in a system with one manufacturer and two suppliers, one primary supplier and one emergency supplier. The authors proposed a model for formulating the problem and characterizing the contract that allows for careful design of the procurement strategy. To validate the proposed coordination method and optimal values, they perform a sensitivity analysis and provide numerical examples. Lv et al. (2015) proposed capacity reservation contracts in an assembly system with an assembler, who has private market information, and purchases components from two independent suppliers. Zhao and Zhu (2017) proposed a cost-of-service information sharing contract in a two-tier chain. The authors

concluded that the performance of the decentralized and coordinated system approaches that of the centralized system. Xie *et al.* (2017) studied the performance of contract coordination of decentralized dual-channel closed-loop supply chains. The authors compared the centralized decision and the decentralized decision driven by manufacturing by examining the influence of the revenue sharing ratio in the outbound and inbound channels on online/offline prices and on wholesale prices. Ye and Yang (2018) studied three types of coordination contracts, an overproduction risk-sharing contract, an underproduction risk-sharing contract, and a mixed contract with an asymmetric Nash trading model. The authors tested the three contracts with data from the cassava-based biofuel industry in China. The results help practitioners and policy makers understand when and how to implement coordination contracts to achieve sustainable supply of agricultural feedstocks for biofuel production.

Second, information technology is also being used to improve coordination between organizations (Sanders, 2008). The development of new information and communication technologies has shaped by far the new face of working methods in virtually all functions of organizations (Liouville, 2011). Information technology serves as an infrastructural support both within the organization itself and in the upstream and downstream connections of the entire supply chain. Inter-organizational coordination has been shown to have a positive impact on some business performance measures, such as service quality, lead times and production costs (Vickery *et al.*, 2003). Information technology makes it possible to link the point of production with the point of delivery or purchase in a transparent manner. It allows planning, monitoring and estimating lead times based on real-time data. Advances in information technology (Internet, Electronic Data Interchange, ERP, e-business) allow companies to quickly exchange products, information, funds and use collaborative methods to optimize operations throughout the supply chain. Liu *et al.* (2005) have indicated that the Internet can improve the efficiency of communication, helping stakeholders to review past performance, monitor current performance and forecast the quantity of certain products to be produced in order to manage the workflow system. Jin (2006) studied the relationship between the use of information technology in the US apparel industry and three levels of performance: operational, financial and strategic. The author concluded that only companies with large sales volumes benefit from the use of information technology to increase their performance as measured by turnaround time.

Another means of coordination is joint decision-making. A joint decision helps to resolve conflicts between partners and to deal with exceptions in case of future uncertainty. Many

factors are involved in achieving coordination, such as human relations, technology, strategies, rewards, knowledge sharing, benefit sharing, alignment of objectives, scheduling regular stakeholder meetings for conflict resolution, understanding the nature of intermediaries and knowledge of the concepts, status or power of different actors, and resistance to following instructions from other organizations (Gittell & Weiss, 2004). Vendor-Managed Inventory (VMI) is a coordination initiative through joint decision making, whereby a supplier assumes responsibility for maintaining inventory levels and determining order quantities for its customers. The adoption of VMI has a number of benefits that have been reported in the literature: reduced inventory, shorter order intervals, and more frequent deliveries. VMI typically involves sharing demand forecasts, cost information and timely communications, setting liability levels, risk-sharing parameters, and sharing common objectives between buyer and supplier. VMI can be particularly advantageous for products with high variations in demand and high outsourcing costs (Cheung & Lee, 2002). A second form of coordination by joint decision is the Collaborative Planning, Forecasting, and Replenishment (CPFR), which is a collaborative initiative in which two or more parties in an oversight committee jointly plan a number of decisions and develop synchronized forecasts to determine production and replenishment processes (Larsen et al., 2003). The benefits of the CPFR are summarized as increased sales and service levels, faster response time to orders, lower product inventories, shorter cycle times, reductions in capacity requirements, reductions in the number of stocking centers, improvements in forecast accuracy, and reductions in system-wide expenditures.

Other coordination approaches, based on proposals, negotiations or auctions, have also demonstrated their ability to establish and manage operations between partners in the best possible way. Dudek and Stadtler (2007) proposed a negotiation-based process to synchronize plans between a supplier and several buyers with a minimum of information exchange through proposals and counter-proposals. Chu and Leon (2008) proposed a heuristic for finding a single supplier's production schedule and replenishment policies in a multi-buyer inventory system that minimizes the cost of ordering and inventorying the system in a restricted information environment. The proposed heuristic presents the process of negotiations between the actors, including some iterations before obtaining the best policy. Li et al. (2012) studied a supply chain inventory problem for a planning period to find optimal quantities and solve the problem through optimization techniques that minimize costs for the buyer, the supplier and the system as a whole. Mason and Villalobos (2015) proposed an auction-based mechanism to coordinate the production of perishable products through a linear scheduling problem in order to estimate

the maximum profit of the system. The authors used a set of data collected through a case study, and the results showed that the proposed mechanism coordinates the supply chain by optimizing profit.

The coordination mechanisms mentioned above are all based on information sharing principle. While information sharing can be implicit, supply chain partners coordinate their operations by sharing explicit information about demand, orders, inventory, or store data. In a timely manner, requesting advance information or commitments from downstream customers helps reduce inventory by offering price reductions, and this information can be used as a substitute for delivery time and inventory. The value of sharing information increases as the supplier's service level, supplier inventory costs, demand variability, and clearing time increase, and order cycle time decreases. Qian et al. (2012) proposed strategies to encourage multiple retailers to share demand information with a manufacturer with limited production capacity. Zhao and Zhao (2015) conducted an experimental study to analyze the performance of a multi-tiered supply chain over several periods and under different information-sharing scenarios. System performance is examined for two measures: operating cost and the bullwhip effect.

One of the most important information as a tool of competition is the demand information or the market information. Sharing customers' demand information requires that upstream actors have access to the demand data of their respective downstream actors. The need for information sharing mechanisms, in order to extract demand information has been an open topic of discussion in the literature. On one hand, some researchers (Chen et al., 2000b; Lee et al., 2000; Yu et al., 2002; Raghunathan, 2003) argued that downstream actors need to share their demand information with upstream actors in order to reduce the bullwhip effect. On the other hand, other researchers (Raghunathan, 2001; Zhang, 2004; Gaur et al., 2005; Gilbert, 2005) relied on some strong arguments to show that the received orders already contain information about the customers' demand process. In a context where actors cannot or don't want to share their demand information (no information sharing policy), DDI appears to be a novel collaboration management approach that allows the upstream actor to infer the demand of his formal downstream actors without the need for information sharing mechanisms. According to the DDI approach, the MSE and the inventory level/cost savings from coordination and negotiation are possible if trust is established between parties (Ali et al., 2017; Tliche et al., 2019).

The works of Ali and Boylan (2011) and Ali and Boylan (2012) have already shown that “DDI is not possible through SES or optimal MMSE methods, but only with nonoptimal SMA method”. This is due to the non-feasibility of DDI when the propagation of the demand throughout the supply chain is not unique. Ali et al. (2017) investigated DDI using the SMA method for an AR(1) demand model and conducted numerical analysis based on real data. Ali et al. (2017) were the first to characterize the performance of the DDI approach through an empirical study. The authors studied three different approaches to examine the value of information sharing in a two-tier supply chain, under the assumption of a typical AR(1) application process. The first approach, called No Information Sharing (NIS), is a management strategy that corresponds to a decentralized system, where information on customer demand is not shared between the two actors in the chain, and the upstream actor simply bases its forecasts on the history of orders received from the downstream actor. The second approach, called Forecast Information Sharing (FIS), corresponds to the centralized system where the upstream actor has a perfect knowledge of the customer's demand arriving at the level of the downstream actor and thus bases its forecasts on both the history of orders and that of shared demand. The optimal MMSE method was used as a forecasting method both in the decentralized system with "sub-optimal" solutions and in the centralized system with "optimal" solutions. By adopting the DDI approach as a third approach, the authors showed that this coordination approach outperforms the decentralized NIS approach in terms of MSE and in terms of average inventory costs for fairly high values of the autoregressive coefficient of the demand process. It thus makes it possible to raise the performance of the decentralized system of the chain, without going through an explicit exchange of information. The authors also investigated the sensitivity of the DDI approach to the SMA method's N horizon and L delivery time, and found that the DDI approach is especially effective for high values of N and relatively low values of L . In practice, the performance of the DDI approach increases the more the delivery time decreases, and the more decision-makers consider larger historical intervals in the SMA method. The authors found that the improvements (reductions) in the MSE performance indicators and average inventory costs were not proportional. Among other things, the same findings were reported when the application followed a 1st-order Moving Average MA (1) or a 1st-order AutoRegressive 1st-order Moving Average ARMA (1,1) process. The first reports on the performance results of the DDI approach were therefore promising. Ali et al. (2017) conducted an empirical analysis based on data from a large European market. Out of 557 time series out of 1802, only 30.9% were identified as AR (1) type processes, and were selected for analysis. The other data series (69.9%) were therefore not included in their work because they could not

be modelled by AR (1) processes. Based on simulations, Tliche et al. (2019) generalized DDI's results for causal invertible ARMA(p, q) demand models and showed that this strategy reduces also the bullwhip effect, in addition of MSE and average inventory levels. Consequently, it is still natural to explore the feasibility of DDI and the improvement of the results by using other forecasting methods. It's first about the margin of enhancement still existing between the DDI strategy's results and the forecast information sharing FIS strategy's results which corresponds to the centralized system where the demand information is explicitly shared between actors. Therefore, exploring the DDI strategy by adopting simple forecasting methods is still an interesting management research area for both researchers and practitioners.

Thus, in this paper, we investigate the DDI's performance in a context of an ARMA(p, q) demand model. One of the most widespread models in contemporary literature is the ARMA(p, q) type process. It is a mathematical model that allows the interdependencies of several observations of a variable to be modelled as a function of time. Many researchers have investigated the dependence of the value of information sharing on the temporal structure of the demand process using an ARMA methodology. Several researchers have argued that demands over consecutive periods of time are rarely statistically independent (Graves, 1999; Lee et al., 2000). Therefore, the demand process (tourism, fuel, food, machinery, etc.) should be modelled as a self-correlated time series, as these are long life cycle goods. This type of process not only allows significant modeling of variations over time, but it also makes it possible to take into account the different peaks (strong variations) that may occur, while keeping a stationary average. Such a model can be useful for large variations in demand over short time intervals, such as an increase in demand for natural gas during the winter seasons (Ervural et al., 2016) or the increase in demand for hotel services during holiday seasons (Chu, 2009; Gustavsson & Nordström, 2001). The ARMA model can also be used to handle demand in several sectors such as the transport sector (Gong, 2010), the electricity sector (Pappas et al., 2010), or the automotive sector (Chen et al., 2010).

Forecasting in supply chains is an increasingly critical organizational tool (Sanders and Manrodt, 2003) for improving business competitiveness. Ali and Boylan (2012) provided a summary of the highly ranked forecasting methods according to their usage, familiarity and satisfaction among practitioners. Generally, supply chain decision-makers choose a forecasting method based on its simplicity. Especially, the SES, regression analysis (RA) and SMA methods are popular among forecasting managers for familiarity and satisfaction reasons. As reported in the works of Sanders and Manrodt (1994) and Boylan and Johnston (2003), because

of their high difficulty and sophistication, optimal forecasting methods are most often considered to be undeserving of extra effort. On the other hand, nonoptimal forecasting methods are more intuitive, especially for those with limited mathematical backgrounds. In addition, Johnston *et al.* (1999) showed that “the variance of the forecast error for the nonoptimal method SMA was typically 3% higher than the SES method for an ARIMA(0,1,1)”.

In this paper, we examine the effects of employing a simple nonoptimal forecasting method, namely, the WMA, in the downstream actor’s forecasts, where demand follows a causal invertible ARMA(p,q). The WMA is a method that is widely used in the industry literature (Wang & Cheng, 2007; Eckhaus, 2010; Alsultanny, 2012; Kapgate, 2014; Kalaoglu *et al.*, 2015; Wenxia *et al.*, 2015). We selected the WMA method as a method of interest because it belongs to the moving average methods, and more specifically because it is a variant of the SMA method. The narrow difference in weights between the SMA and the WMA methods suggested a potential feasibility (uniqueness of demand process propagation) of the DDI approach in a decentralized supply chain. Such as SMA method, the WMA method is based on the shifting forward of the last N observations in order to predict the future demand. Every time-period, the oldest observation is excluded and the most recent observation is included.

Table 10 summarizes the experimented forecasting methods in the context a DDI strategy as well as our contribution.

Table 10: Forecasting when DDI strategy is adopted

Forecasting method	Mathematical expression	DDI feasibility	Reference
MMSE	f_{t+1} $= E(D_{t+1}/\{D_t, D_{t-1}, \dots, D_{t-T}\})$	Not feasible	Ali and Boylan (2011)
	<ul style="list-style-type: none"> $\{D_t, D_{t-1}, \dots, D_{t-T}\}$ is the available set of demand history 		Alwan <i>et al.</i> (2003)
SES	$f_{t+1} = \alpha \sum_{j=0}^T (1 - \alpha)^j D_{t-j}$		Ali and Boylan (2012)

	<ul style="list-style-type: none"> • $\{D_t, D_{t-1}, \dots, D_{t-T}\}$ is the available set of demand history • α is the smoothing constant 	Not feasible	Alwan et al. (2003)
SMA	$f_{t+1} = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} D_{t-j}$		Ali and Boylan (2012)
	<ul style="list-style-type: none"> • N is the moving average horizon 	Feasible	Ali et al. (2017) Tliche et al. (2019)
WMA	$f_{t+1} = \sum_{i=1}^N x_i D_{t+1-i}$ <ul style="list-style-type: none"> • N is the moving average horizon • $x = (x_1, \dots, x_N)$ is the weighted vector which is obtained using Newton's method • $\begin{cases} \sum_{i=1}^N x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, N \end{cases}$ 	Feasible	This paper

Thus, in this paper, we first show that demand inference is feasible when the retailer uses the WMA method in his forecasts. The upstream actor is then able to infer the demand arriving at his formal downstream actor as the demand propagation is unique. Next, the consideration of nonequal weights for the N past observations in the WMA method, is achieved through the use of the Newton optimization method aligned according to the minimization of the MSE and thus according to the minimization of the upstream actor's average inventory levels.

In this way, this paper provides a methodology that allows the reduction of the average inventory level at the upstream actor. Since there are no specific "standard approaches" for determining the optimal setting in terms of parameter N and lead-time L , we study the sensitivity of our approach's results in comparison with the NIS strategy through the MMSE method, and

in comparison with the DDI strategy through the SMA method. In addition, we present findings on the bullwhip effect in order to obtain a clearer picture of this approach. Finally, we generalize the DDI's performance to multi-level supply chains, where the WMA/Newton is adopted in the forecasts of the downstream actors. The proposed revenue-sharing contract allows the distribution of the revenue resulted from such a strategy.

2.2.3. Modeling approach

We consider a simple two-level supply chain that is formed by a manufacturer (upstream actor) and a retailer (downstream actor) who receives the demand of a final customer. We suppose that a periodic review system is adopted for replenishment in which downstream actors place their orders with upstream actors after examining their respective inventory levels. Indeed, after the realization of demand D_t by the retailer at the beginning of time period t and after checking his own inventory level, the retailer places an order Y_t before the end of the period. Then, the manufacturer prepares the required order Y_t and ships it to the retailer who will receive it at period $t + L + 1$. Here, L presents the replenishment time of both production and shipment. Second, it is assumed that there are no order costs. Second, the unit inventory holding costs and shortage costs are constant and respectively denoted by h and s . It is also assumed that both the manufacturer and retailer adopt an order-up-to (OUT) policy, which minimizes the total costs over an infinite time horizon (Lee et al., 2000).

These assumptions were adopted in many papers of this stream of research (Ali et al., 2017; Ali et al., 2012; Hosoda et al., 2008; Hosoda and Disney, 2006; Cheng and Wu., 2005; Alwan et al., 2003; Raghunathan, 2001; Chen et al., 2000b; Lee et al., 2000; Tliche et al., 2019) and we consider our paper is part of the continuity of this stream of works.

2.2.3.1. Customer's demand model and forecast method

Time-series processes have widely been adopted to model the demand of many products in different fields. Let us assume that the demand at the retailer is a causal invertible ARMA(p, q) process. Let D_t be this demand process at period t , which is expressed by equation (1) as follows:

$$D_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j D_{t-j} + \xi_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \xi_{t-j} \quad (1)$$

where

- $c \geq 0$ is the unconditional mean of the demand process,
- ϕ_j where $j \in \{1, \dots, p\}$ is the autoregressive coefficient of the demand process,
- θ_j where $j \in \{1, \dots, q\}$ is the moving average coefficient of the demand process,
- $\xi_t \sim N(0, \sigma_\xi^2)$ where $t \in [0, +\infty[$ is the independent and identically distributed error term that follows a normal distribution.

Furthermore, let d_t be the mean-centered demand process, μ_d be the unconditional mean of the demand process D_t and $\gamma_k = \text{Cov}(D_{t+k}, D_t)$ be the covariance between demands at periods t and $t + k$. These definitions are required for the formulas' derivations in this work.

In addition, as mentioned above, we will consider that the retailer adopts the WMA method in the demand forecasts, which, at period $t + 1$, is mathematically written as equation (14):

$$f_{t+1} = \sum_{i=1}^N x_i D_{t+1-i} \quad (14)$$

where x_i is the weight that is associated with the customer's demand occurring at time period $t + 1 - i$, which verifies the set of constraints (C): $\begin{cases} \sum_{i=1}^N x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \quad \forall i \in \{1, \dots, N\} \end{cases}$, and let $x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_N \end{pmatrix}$ be the weighting vector.

To apply DDI strategy, it is first important to check whether the propagation of the demand across the supply chain is unique.

2.2.3.2. Downstream actor's orders time-series structure

Let Y_t be the order process arriving at the manufacturer at period t , which is expressed by equation (15) as follows:

$$Y_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j Y_{t-j} + \xi_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \xi_{t-j} \quad (15)$$

where

- $c \geq 0$ is the unconditional mean of the order process,
- ϕ_j where $j \in \{1, \dots, p\}$ is the autoregressive coefficient of the order process,
- θ_j where $j \in \{1, \dots, q\}$ is the moving average coefficient of the order process, and

- $\xi_t \sim N(0, [L^2(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1} - x_i)^2) + 2Lx_1 + 1] \sigma_\xi^2) \forall t \in [0, +\infty[$, is the independently and identically distributed error term that follows a normal distribution at period t .

The demand and order processes have the same autoregressive and moving average coefficients, and they differ only by their respective error terms (see Appendix C). Indeed, the order's error terms are amplified by a coefficient $\beta = L^2(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1} - x_i)^2) + 2Lx_1 + 1$ such as $\sigma_\xi^2 = \beta\sigma_\xi^2$. Consequently, the order process is unique and the upstream actor is able to infer the demand process without the need for demand information sharing. Next, we derive the manufacturer's forecast MSE^{DDI} and \tilde{I}^{DDI} when the WMA method is used in a context of a DDI strategy. The performance metrics MSE^{DDI} and \tilde{I}^{DDI} are considered since they are the first direct measures impacted by demand inference. Indeed, the upstream actor benefits from the DDI strategy that enables the reduction of the MSE and the average inventory level. The next consequence is then the reduction of the inventory costs related to these metrics' enhancements.

2.2.3.3. Derivation of the manufacturer's mean squared error and average inventory level expressions

Since the forecast expression in equation (14) is a function of the weights, the MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} expressions are also functioning of these weights. We derive the $MSE^{DDI}(x)$ and $\tilde{I}_t^{DDI}(x)$ expressions as follows:

$$\begin{aligned}
 MSE^{DDI} &= Var \left[\sum_{i=1}^{L+1} (D_{t+i} - f_{t+i}) \right] = Var \left[\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} - (L+1)f_{t+1} \right] \\
 &\Leftrightarrow MSE^{DDI} = Var \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) + (L+1)^2 Var(f_{t+1}) \\
 &\quad - 2(L+1) Cov \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1} \right) \tag{16a}
 \end{aligned}$$

We then derive the three components of equation (16a) (see Appendix D) and obtain the final expression of equation (16) as follows:

$$\begin{aligned}
 MSE^{DDI}(x) &= (L + 1)\gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^L i \gamma_{L+1-i} \\
 &+ (L + 1)^2 \left[\gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 + 2 \sum_{j=1}^{N-1} \left(x_j \sum_{i=j+1}^N x_i \gamma_{i-j} \right) \right] \\
 &- 2(L + 1) \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j \gamma_{i+j-1}
 \end{aligned} \tag{16}$$

Next, the general expression of the average inventory level under an OUT policy is given by Ali *et al.* (2012) and mathematically written by equation (17a) as follows:

$$\tilde{I}_t = T_t - E \left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i} \right) + \frac{E(Y_t)}{2} \tag{17a}$$

where Y_t is the order process of the retailer arriving at the manufacturer at time period t ; the manufacturer's optimal OUT inventory level T_t is expressed by $T_t = M_t + K\sigma_{\tilde{\xi}}\sqrt{V}$, where M_t and V are respectively the conditional expectation and the conditional variance of the total demand over the lead-time plus one review time unit; and $K = F_{N(0,1)}^{-1} \left(\frac{s}{s+h} \right)$ is the inverse distribution function for the standard normal distribution that is calculated at the ratio point $\frac{s}{s+h}$.

Consequently, under the DDI strategy and using the WMA method for the demand forecasts, we obtain equation (17b) as follows:

$$\tilde{I}_t^{DDI}(x) = T_t^{DDI}(x) - E \left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i} \right) + \frac{E(Y_t)}{2} \tag{17b}$$

where

$$T_t^{DDI}(x) = M_t^{DDI}(x) + K\sigma_{\tilde{\xi}}\sqrt{V^{DDI}(x)}$$

Then, the equation (18b) is equivalent to the following equation (17c):

$$\tilde{I}_t^{DDI}(x) = M_t^{DDI}(x) + K\sigma_{\tilde{\xi}}\sqrt{V^{DDI}(x)} - E \left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i} \right) + \frac{E(Y_t)}{2} \tag{17c}$$

We then derive the four components of equation (17c) (see Appendix E), and thus, we obtain the final expression of equation (17) as follows:

$$\tilde{I}_t^{DDI}(x) = \frac{c}{2\left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j\right)} + K\sigma_{\xi}\sqrt{MSE^{DDI}(x)} \quad (17)$$

We note that $\tilde{I}_t^{DDI}(x)$ in equation (17) is a nonlinear function of $MSE^{DDI}(x)$, which can explain the nonproportional evolution linking these two performance metrics. Next, we proceed to deriving the resulting bullwhip effect in order to compare the processes variations' evolution with the cases where the NIS strategy with the MMSE is adopted, and then to compare it with the case where the DDI strategy with the SMA method is adopted.

2.2.3.4. Bullwhip effect

In this subsection, we are interested in studying the bullwhip effect occurring in the considered supply chain. Let $\tilde{\psi}_j$, $\tilde{\tilde{\psi}}_j$ and $\tilde{\tilde{\tilde{\psi}}}_j$ be the infinite moving average representation (IMAR) coefficients of the orders processes in the cases where the WMA, SMA and MMSE methods are adopted for the demand forecasts, respectively.

First, when the WMA method is used in order to forecast the customer's demand, the ARMA(p, q) demand process at the retailer where ξ_t is the error term that transforms into an ARMA(p, q) order process at the manufacturer, where $\tilde{\xi}_t = L\left[\sum_{i=1}^N x_i(\xi_{t-i-1} - \xi_{t-i}) + \xi_t\right]$ is the error term. Considering the lead-time L, the parameter N and the IMAR coefficients ψ_j and $\tilde{\psi}_j$ of the demand and order processes, respectively, the bullwhip effect is measured by equation (18) as follows:

$$\begin{aligned} BWeffect^{WMA}(x) &= \frac{Var(Y_t)}{Var(D_t)} \\ &= \left[L^2 \left(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2 \right) + 2Lx_1 + 1 \right] \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2} \right) \end{aligned} \quad (18)$$

Second, when the SMA forecasting method is adopted, the ARMA(p, q) demand process for the retailer where ξ_t is the error term transforms into an ARMA(p, q) order process at the manufacturer, where $\tilde{\tilde{\xi}}_t = \left(\frac{L}{N} + 1\right)\xi_t - \frac{L}{N}\xi_{t-N}$ is the error term (Tliche et al., 2019). Considering the lead-time L, the parameter N and the IMAR coefficients ψ_j and $\tilde{\tilde{\psi}}_j$ of the demand and order processes, respectively, the bullwhip effect is measured by equation (19) as follows:

$$BWeffect^{SMA} = \frac{Var(Y_t)}{Var(D_t)} = \frac{2L^2 + N^2 + 2NL}{N^2} \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2} \right) \quad (19)$$

Third, when the MMSE forecasting method is adopted by the retailer, the ARMA(p, q) process at the retailer transforms into an ARMA(p, Max(p, q - L)) process at the producer (Zhang, 2004). Considering the IMAR coefficients of demand and orders processes, respectively, ψ_j and $\tilde{\psi}_j$, the ratio of the unconditional variance of the orders process to that of demand process, namely the Bullwhip effect is measured by equation (20) as follows:

$$BWeffect^{MMSE} = \frac{Var(Y_t)}{Var(D_t)} = \left(\sum_{j=0}^L \psi_j \right)^2 \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2} \right) \quad (20)$$

Furthermore, considering the obtained expressions of equations (18), (19) and (20), we simply consider the ratio of $BWeffect^{WMA}$ to $BWeffect^{MMSE}$ and the ratio of $BWeffect^{WMA}$ to $BWeffect^{SMA}$. In this manner, we obtain the evolution about how the bullwhip effect behaves when switching from a NIS strategy with the MMSE method to a DDI strategy with the WMA method (case 1), and when switching from a DDI strategy with the SMA method to a DDI strategy with the WMA method (case 2). Let denote the bullwhip effect evolution of the case 1 by BEE_{MMSE}^{WMA} , which is expressed by equation (21) as follows:

$$\begin{aligned} BEE_{MMSE}^{WMA} &= \frac{BWeffect^{WMA}(x)}{BWeffect^{MMSE}} \\ &= \frac{[L^2(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1} - x_i)^2) + 2Lx_1 + 1]}{(\sum_{j=0}^L \psi_j)^2} \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2} \right) \end{aligned} \quad (21)$$

Now, let denote the bullwhip effect evolution of the case 2 by BEE_{SMA}^{WMA} , which is expressed by equation (22a) as follows:

$$\begin{aligned} BEE_{SMA}^{WMA} &= \frac{BWeffect^{WMA}}{BWeffect^{SMA}} \\ &= \frac{N^2[L^2(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1} - x_i)^2) + 2Lx_1 + 1]}{2L^2 + N^2 + 2NL} \left(\frac{\sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j^2}{\sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j^2} \right) \end{aligned} \quad (22a)$$

We note here that $\tilde{\psi}_j$ are equal to $\tilde{\tilde{\psi}}_j$ for j from 0 to $+\infty$ since the order processes Y_t keep the same coefficients ϕ_j and θ_j of the demand processes in the cases where WMA and SMA

methods are adopted, respectively. Indeed, the only difference between the two structures of Y_t is in the error terms. Hence, equation (22a) is equivalent to equation (22):

$$\begin{aligned} BEE_{SMA}^{WMA} &= \frac{BWeffect^{WMA}}{BWeffect^{SMA}} \\ &= \frac{N^2[L^2(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1} - x_i)^2) + 2Lx_1 + 1]}{2L^2 + N^2 + 2NL} \end{aligned} \quad (22)$$

The mathematical expression of equation (22) is not a linear function. Studying this equation is not a straightforward task since it does not allow one to understand the domains in which BEE_{SMA}^{WMA} is inferior or superior to 1. Therefore, we suggest some simulations for this metric in Section 2.2.4 to have an approximate idea of the gap of the bullwhip effect, such as separating the situations in which WMA and SMA are adopted. Note that BEE_{SMA}^{WMA} will be noted by $BEE_{SMA}^{WMA/Newton}$ since the vector x in the simulation section is the Newton's optimal weighting.

Once the analytical expressions for the different supply chain performance metrics are derived, we proceed to detail the problem model and the resolution method.

2.2.3.5. Newton method for optimal weighting

We assume that the manufacturer aims to minimize his average inventory level when forecasting over the time period $L + 1$. In this work, this inventory-oriented enhancement is the main engine of the supply chain surplus. Indeed, if the possibility of inventory level minimization still exists, then the value of this gap is convertible to a monetary value that can be shared across the supply chain. To do this, since the inventory expression in equation (18) is a positive function of the MSE, the manufacturer can simply determine the weighting vector x^* that minimizes this MSE. Then, the expression of the $MSE^{DDI}(x)$ in equation (17) is replaced by the obtained value $MSE^{DDI}(x^*)$, and the optimal average inventory level $\tilde{I}_t^{DDI}(x^*)$ is then determined. Let us first define the MFOP, which can be expressed as follows:

$$(MFOP): \begin{cases} \text{minimize } MSE^{DDI}(x) \\ \text{subject to } \begin{cases} \sum_{i=1}^N x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \quad \forall i \in \{1, \dots, N\} \\ x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_N \end{pmatrix} \end{cases} \end{cases}$$

There are several methods that can be applied to solve such problems. In this paper, we select the Newton's method, a gradient-based iterative optimization algorithm that is widely used in the literature because of its ease of implementation and quickness of resolution since the convergence is quadratic (Qi & Sun, 1999). For a positive quadratic convex function defined on \mathbb{R} , the minimum is reached if the derivative function is equal to 0 and the second derivative function is positive on \mathbb{R} . We then talk about the 1st order and 2nd order optimality conditions. The Newton's method is suitable for the optimization in this setting because of the mathematical nature of the MSE (Benahmed et al., 2011). Indeed, the MSE is positive and of quadratic convex nature defined on \mathbb{R}^n . The 1st optimality conditions (considering the constraints of the weights) are presented by the KKT formulation shown below. The 2nd optimality conditions (always considering the constraints of the weights) are presented by the Hessian matrix $\nabla g \left(\begin{smallmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{smallmatrix} \right)$ also shown below, which must be a semi-definite positive matrix. This statement is not evident because of the complexity of the matrix components. However, a matrix is semi-definite positive if and only if all of its eigenvalues are non-negative (Vandenberghe & Boyd, 1996). In practice, we verified the positivity of the eigenvalues of the hessian matrix.

For the purpose, we go on to state our resolution methodology. We first modify the constraints' form of the MFOP into a matrix form and then the problem is rewritten as follows:

$$\begin{aligned}
 (MFOP): \quad & \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{minimize} \text{ } MSE^{DDI}(x) \\ s. \text{ t. } \left\{ \begin{array}{l} x e^t \leq 1 \\ -x e^t \leq -1 \\ -x_i \leq 0 \quad \forall i \in \{1, \dots, N\} \\ e = \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}_{[N,1]} \\ x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_N \end{pmatrix} \end{array} \right. \end{array} \right. \\
 \Leftrightarrow (MFOP): \quad & \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{minimize} \text{ } MSE^{DDI}(x) \\ s. \text{ t. } \left\{ \begin{array}{l} A x \leq b, \quad A = \begin{pmatrix} e^t \\ -e^t \\ -I_N \end{pmatrix}_{[N+2,N]} \quad \text{and} \quad b = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0_N \end{pmatrix}_{[N+2,1]} \\ e = \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}_{[N,1]}, \quad 0_N = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}_{[N,1]}, \quad I_N = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}_{[N,N]} \\ x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_N \end{pmatrix} \end{array} \right. \end{array} \right.
 \end{aligned}$$

We first define the necessary Karush-Kuhn-Tucker (KKT) first order optimality conditions that are associated with this problem as follows (Gordon & Tibshirani, 2012):

$$(KKT): \begin{cases} (1): \frac{\partial MSE^{DDI}(x)}{\partial x} + A^t \lambda = 0_N \\ (2): \lambda_i (Ax - b)_i = 0, \quad i \in \{1, \dots, r\} \\ s. t. \begin{cases} Ax \leq b \\ \lambda_i \geq 0, \quad i \in \{1, \dots, r\} \\ r = N + 2 \\ x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_N \end{pmatrix} \\ \lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_r \end{pmatrix} \end{cases} \end{cases}$$

We note here that λ_i is simply a parameter of the constraints' satisfaction and is not related to our analysis. Next, in order to derive $\frac{\partial MSE^{DDI}(x)}{\partial x}$, the $MSE^{DDI}(x)$ function must be rearranged in the following form:

$$\begin{aligned} MSE^{DDI}(x) = & (L + 1)^2 \gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 + 2(L + 1)^2 \sum_{j=1}^{N-1} \left(x_j \sum_{i=j+1}^N x_i \gamma_{i-j} \right) \\ & - 2(L + 1) \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j \gamma_{i+j-1} + (L + 1) \gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^L i \gamma_{L+1-i} \end{aligned}$$

We separate the four components of the rearranged $MSE^{DDI}(x)$ expression, and we denote them as follows:

- $C_1(x) = (L + 1)^2 \gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 = (L + 1)^2 \gamma_0 x I_N x^t$;
- $C_2(x) = 2(L + 1)^2 \sum_{j=1}^{N-1} \left(x_j \sum_{i=j+1}^N x_i \gamma_{i-j} \right)$;
- $C_3(x) = -2(L + 1) \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j \gamma_{i+j-1} = -2(L + 1) \left(\sum_{i=1}^{L+1} \gamma_i^t \right) x$

$$\text{where } \gamma_i = \begin{bmatrix} \gamma_i \\ \vdots \\ \gamma_{i+N-1} \end{bmatrix}, \quad i = 1, \dots, L + 1$$

- $C_4(x) = (L + 1) \gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^L i \gamma_{L+1-i}$

We then derive the derivative functions of the four $MSE^{DDI}(x)$ components as follows:

- $\frac{\partial C_1(x)}{\partial x} = 2(L + 1)^2 \gamma_0 I_N x$,

- $\frac{\partial C_2(x)}{\partial x} = 2(L+1)^2 \begin{bmatrix} \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq 1}}^N x_i \gamma_{|i-1|} \\ \vdots \\ \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq N}}^N x_i \gamma_{|i-N|} \end{bmatrix},$
- $\frac{\partial C_3(x)}{\partial x} = -2(L+1)Y^t$ where $Y = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{L+1} \gamma_i \\ \vdots \\ \sum_{i=N}^{L+N} \gamma_i \end{bmatrix},$ and
- $\frac{\partial C_4(x)}{\partial x} = 0_N.$

Then, the derivative function of $MSE^{DDI}(x)$ is finally expressed as follows:

$$\frac{\partial MSE^{DDI}(x)}{\partial x} = \begin{bmatrix} 2(L+1)^2 \left(\gamma_0 x_1 + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq 1}}^N x_i \gamma_{|i-1|} \right) - 2(L+1) \sum_{i=1}^{L+1} \gamma_i \\ \vdots \\ 2(L+1)^2 \left(\gamma_0 x_N + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq N}}^N x_i \gamma_{|i-N|} \right) - 2(L+1) \sum_{i=N}^{L+N} \gamma_i \end{bmatrix}_{[N,1]}$$

In a second step, we denote $G(x) = \frac{\partial MSE^{DDI}(x)}{\partial x} + A^t \lambda$, and then KKT is equivalent to the following nonlinear equations system (NLS):

$$(NLS): \begin{cases} \lambda_i (b - Ax)_i = 0, & \lambda_i \geq 0, & (b - Ax)_i \geq 0, & i \in \{1, \dots, r\} \\ G(x, \lambda) = 0_N \end{cases}$$

Proposition (Chen et al., 2000a):

If $a \geq 0$ and $b \geq 0$, then $ab = 0 \Leftrightarrow \varphi(a, b) = 0$ with $\varphi(a, b) = a + b - \sqrt{a^2 + b^2}$.

By applying the Proposition to (NLS), we obtain the following system (NLS'):

$$(NLS'): \begin{cases} G(x, \lambda) = 0_N \\ \psi_i(\lambda_i, (b - Ax)_i) = \lambda_i + (b - Ax)_i - \sqrt{\lambda_i^2 + (b - Ax)_i^2} = 0, & i \in \{1, \dots, r\} \end{cases}$$

Next, let $g \begin{pmatrix} x \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} G(x, \lambda) \\ \psi(x, \lambda) \end{pmatrix} = 0_{N+r}$. Consequently, solving (NLS') requires solving the following nonlinear equation (S):

$$(S): \quad \begin{pmatrix} x^{k+1} \\ \lambda^{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix} - \nabla g^{-1} \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix} \cdot g \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix}$$

The resolution of such an equation requires the computation of the inverse of the Hessian matrix $\nabla g^{-1} \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix}$ at each iteration k , which could be expensive in terms of time and memory. The best solution is then to solve a linear system using the Pivot-Gauss method (Sorensen, 1985). For any linear system of the form $Ax = b$, the Pivot-Gauss method consists of staggering the system by making changes to the rows of matrix A of the type $L_i \leftarrow L_i + \alpha L_j$ to obtain the solution at the end a triangular matrix. Finally, solving (S) amounts to solving the following linear equations system (LS):

$$(LS): \quad \nabla g \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix} \cdot \Delta u^k = -g \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix}$$

where

$$\Delta u^k = \begin{pmatrix} \Delta x^k \\ \Delta \lambda^k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x^{k+1} - x^k \\ \lambda^{k+1} - \lambda^k \end{pmatrix}$$

and

$$\nabla g \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial G(x^k, \lambda^k)}{\partial x} & \frac{\partial G(x^k, \lambda^k)}{\partial \lambda} \\ \frac{\partial \psi(x^k, \lambda^k)}{\partial x} & \frac{\partial \psi(x^k, \lambda^k)}{\partial \lambda} \end{bmatrix}_{[N+r, N+r]}$$

with

- $\frac{\partial G(x^k, \lambda^k)}{\partial x} = \frac{\partial^2 MSE^{DDI}(x^k)}{\partial x^2} = \begin{bmatrix} 2(L+1)^2 \gamma_0 & \cdots & 2(L+1)^2 \gamma_{|1-N|} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 2(L+1)^2 \gamma_{|N-1|} & \cdots & 2(L+1)^2 \gamma_0 \end{bmatrix},$
- $\frac{\partial G(x^k, \lambda^k)}{\partial \lambda} = A^t,$
- $\frac{\partial \psi(x^k, \lambda^k)}{\partial x} = -A + \frac{(b - Ax^k)_i A}{\sqrt{(\lambda_i^k)^2 + (b - Ax^k)_i^2}}$
- $\frac{\partial \psi(x^k, \lambda^k)}{\partial \lambda} = \left(1 - \frac{\lambda_i}{(\lambda_i^k)^2 + (b - Ax^k)_i^2} \right) I_{(r,r)}$

In this section, we established the transformation of the quadratic problem MFOP into a system of linear equations (LS). The use of the Pivot-Gauss method allows for the reduction of the execution time that is necessary to obtain the Newton's results.

We conclude this section by summarizing the collaborative process in the considered supply chain. The manufacturer signs an income-sharing contract with the retailer. The latter agrees to adopt the WMA/Newton method in his demand forecasting, thus allowing the demand inference at the manufacturer. The manufacturer implements the Newton's method to obtain the optimal allocation vector according to his average inventory level. Once the system (LS) is solved, the manufacturer passes the information on the allocation vector to the retailer who will implement this weighting in his WMA forecasting method. The reduction of the MSE and consequently the average inventory level at the manufacturer, generates savings that will be shared with the retailer.

2.2.4. Simulation results and discussion

In this section, we carry out some simulated experiments of our implementation, namely, the resolution of some examples that will serve to validate the approach. Then, we discuss the observed results compared to the NIS strategy with the MMSE method and compared to the DDI strategy with the SMA method.

2.2.4.1. Implementation of Newton method

Using the MATLAB software, we implemented the Newton's method for solving a quadratic problem under linear constraints. We adapted the general form of the quadratic problem to coincide with our MFOP and then conducted simulations by solving some problems using different predefined demand processes. The pseudocode of the Newton's algorithm is shown as follows:

Newton's algorithm:

- Input of the problem data N, L, A, b and γ_i for $i \in \{1, \dots, N + L\}$
- Input of the algorithm parameters:
 - i_{max} (maximal iterations number) and ε (maximal accepted error)
- Entry of the initial estimates: $k = 0$, $x^0 = \begin{pmatrix} x_1^0 \\ \vdots \\ x_N^0 \end{pmatrix}$ and $\lambda^0 = \begin{pmatrix} \lambda_1^0 \\ \vdots \\ \lambda_r^0 \end{pmatrix}$
- While $\left\| g \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix} \right\| \geq \varepsilon$ or $\left\| \begin{pmatrix} x^{k+1} - x^k \\ \lambda^{k+1} - \lambda^k \end{pmatrix} \right\| \geq \varepsilon$ or $k < i_{max}$
 - Compute $g \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix}$ and $\nabla g \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix}$
 - Solve $\nabla g \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix} \cdot \Delta u^k = -g \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix}$ using the Pivot-Gauss method and deduce

$$\begin{pmatrix} x^{k+1} \\ \lambda^{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix} + \Delta u^k = \begin{pmatrix} x^k \\ \lambda^k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x^k \\ \Delta \lambda^k \end{pmatrix}$$
 - $k = k + 1$

End

- If $k = i_{max}$, then the algorithm diverges and it will be necessary to change the initial point x^0 .

2.2.4.2. Simulation experiments

In this first part of the simulation, we consider the demand models in Table 11, which are causal invertible ARMA(p, q) models, and we vary the autoregressive parameters ϕ_j where $j = 1, \dots, p$ and the moving average parameters θ_j where $j = 1, \dots, q$. Since it is impossible to infinitely compute the IMAR coefficients, we only compute the first 1000 ψ -weights for all simulated ARMA(p, q) demand processes. Then, we conduct comparative studies between the cases where NIS with MMSE and DDI with WMA/Newton, and a comparative study between the cases where DDI with WMA/Newton method and DDI with SMA method, for the following fixed parameters: $c = 10$, $\sigma_{\xi}^2 = 1$, $L = 5$, $N = 12$, $h = 1$, and $s = 2$. The optimal ponderation vector is obtained by applying the Newton's method. The chosen parameters of Newton's algorithm are as follows: $\varepsilon = 10^{-5}$ and $i_{max} = 100$. The initial solution can be arbitrarily chosen as long as it is in the realm of feasible solutions. The eigenvalues of the Hessian matrix are positive and for different initial solutions corresponding to multiple simulations on the same problem, the optimal solution is always unique. This ensures the global optimality of the Newton's solution. Finally, the Newton's algorithm does not exceed a dozen iterations and the elapsed time is on the scale of a second using the Windows 7 professional operating system.

2.2.4.2.1. Comparative studies

The following tables present the findings of our simulations on 20 different demand models. We selected 20 different demand models used in the simulation for the simple reason of multiple illustrations, where we variate autoregressive and moving average parameters of the demand processes. Multiple simulations procure more credibility about the robustness of results. Table 11 shows the coefficients of the demand processes and the obtained Newton's optimal weights for the N past observations. Table 12 shows the simulation results of the MSE and \tilde{I}_t , respectively, when the NIS strategy is adopted, when the DDI strategy with the SMA method is adopted, and finally when the DDI strategy with the WMA/Newton method is adopted.

Table 11: Optimal Newton’s weights for ARMA(p,q) demand models

Demand model	Autoregressive and moving average coefficients	Newton weights vector x^*
1	$\phi_1 = 0.400$	(0.2218; 0.0667; 0.0667; 0.0667; 0.0667; 0.0667; 0.0667; 0.0667; 0.0667; 0.1112)
2	$\phi_1 = 0.500$	(0.2835; 0.0597; 0.0597; 0.0597; 0.0597; 0.0597; 0.0597; 0.0597; 0.0597; 0.1194)
3	$\phi_1 = 0.600$	(0.3653; 0.0508; 0.0508; 0.0508; 0.0508; 0.0508; 0.0508; 0.0508; 0.0508; 0.1269)
4	$\theta_1 = 0.400$	(0.1727; 0.0370; 0.0913; 0.0696; 0.0782; 0.0749; 0.0758; 0.0764; 0.0739; 0.0806; 0.0636; 0.1061)
5	$\theta_1 = 0.500$	(0.1952; 0.0143; 0.1046; 0.0596; 0.0818; 0.0714; 0.0753; 0.0760; 0.0704; 0.0837; 0.0560; 0.1118)
6	$\theta_1 = 0.600$	(0.2116; 0.0000; 0.1171; 0.0467; 0.0880; 0.0659; 0.0756; 0.0756; 0.0659; 0.0880; 0.0476; 0.1171)
7	$\phi_1 = 0.400$ $\theta_1 = 0.051$	(0.2397; 0.0567; 0.0661; 0.0656; 0.0656; 0.0656; 0.0656; 0.0656; 0.0656; 0.0657; 0.0631; 0.1149)
8	$\phi_1 = 0.400$ $\theta_1 = 0.100$	(0.2569; 0.0455; 0.0666; 0.0645; 0.0647; 0.0647; 0.0647; 0.0647; 0.0646; 0.0652; 0.0593; 0.1186)
9	$\phi_1 = 0.400$ $\theta_1 = 0.300$	(0.3186; 0.0000; 0.0752; 0.0575; 0.0628; 0.0613; 0.0615; 0.0621; 0.0596; 0.0680; 0.0400; 0.1334)
10	$\phi_1 = 0.400$ $\theta_1 = 0.300$ $\theta_2 = 0.100$	(0.3550; 0.0000; 0.0449; 0.0692; 0.0574; 0.0586; 0.0593; 0.0585; 0.0616; 0.0565; 0.0413; 0.1378)
11	$\phi_1 = 0.400$ $\theta_1 = 0.300$ $\theta_2 = 0.150$	(0.3733; 0.0000; 0.0271; 0.0758; 0.0572; 0.0557; 0.0582; 0.0578; 0.0624; 0.0504; 0.0420; 0.1400)
12	$\phi_1 = 0.400$ $\theta_1 = 0.300$ $\theta_2 = 0.200$	(0.3909; 0.0015; 0.0068; 0.0829; 0.0593; 0.0514; 0.0567; 0.0583; 0.0631; 0.0441; 0.0428; 0.1423)
13	$\phi_1 = 0.400$ $\theta_1 = 0.300$ $\theta_2 = 0.180$ $\theta_3 = 0.060$ $\theta_4 = 0.050$	(0.4138; 0.0091; 0.0259; 0.0590; 0.0410; 0.0602; 0.0562; 0.0493; 0.0551; 0.0464; 0.0425; 0.1415)

14	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = 0.150$ $\theta_1 = 0.100$	$(0.2194; 0.1045; 0.0584; 0.0630; 0.0626; 0.0626;)$ $(0.0626; 0.0626; 0.0627; 0.0614; 0.0742; 0.1059)$
15	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = 0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = 0.100$ $\theta_1 = 0.100$	$(0.2806; 0.1607; 0.1142; 0.0694; 0.0308; 0.0347;)$ $(0.0344; 0.0336; 0.0415; 0.0509; 0.0615; 0.0878)$
16	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = 0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = 0.100$ $\theta_1 = 0.100$ $\theta_2 = 0.065$	$(0.3018; 0.1767; 0.0979; 0.0623; 0.0261; 0.0321;)$ $(0.0335; 0.0318; 0.0389; 0.0463; 0.0629; 0.0899)$
17	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = 0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = 0.100$ $\theta_1 = 0.100$ $\theta_2 = 0.065$ $\theta_3 = 0.060$ $\theta_4 = 0.051$	$(0.3293; 0.1994; 0.1171; 0.0501; 0.0000; 0.0177;)$ $(0.0256; 0.0257; 0.0357; 0.0468; 0.0629; 0.0898)$
18	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = -0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = -0.100$ $\phi_5 = 0.080$ $\phi_6 = 0.070$ $\phi_7 = 0.060$ $\phi_8 = -0.051$ $\theta_1 = 0.100$	$(0.1484; 0.0679; 0.1154; 0.0721; 0.1023; 0.0792;)$ $(0.0672; 0.0589; 0.0657; 0.0760; 0.0606; 0.0865)$
19	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = -0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = -0.100$	$(0.1614; 0.0772; 0.1089; 0.0709; 0.0992; 0.0770;)$ $(0.0627; 0.0550; 0.0642; 0.0734; 0.0617; 0.0884)$

	$\phi_5 = 0.080$ $\phi_6 = 0.070$ $\phi_7 = 0.060$ $\phi_8 = -0.051$ $\theta_1 = 0.100$ $\theta_2 = 0.060$	
20	$\phi_1 = 0.200$ $\phi_2 = -0.150$ $\phi_3 = 0.120$ $\phi_4 = -0.100$ $\phi_5 = 0.080$ $\phi_6 = 0.070$ $\phi_7 = 0.060$ $\phi_8 = -0.051$ $\theta_1 = 0.100$ $\theta_2 = 0.060$ $\theta_3 = 0.040$ $\theta_4 = 0.010$	$(0.1712; 0.0842; 0.1169; 0.0648; 0.0958; 0.0730; 0.0592; 0.0499; 0.0600; 0.0737; 0.0627; 0.0887)$

Table 12 : Mean squared error and average inventory level results for ARMA(p,q) demands when NIS, DDI with SMA and DDI with WMA/Newton methods, are adopted

Demand Model	NIS with MMSE method		DDI with SMA method		DDI with WMA/Newton method	
	MSE^{NIS}	\tilde{I}_t^{NIS}	MSE^{DDI}	\tilde{I}_t^{DDI}	MSE^{DDI^*}	$\tilde{I}_t^{DDI^*}$
1	67.3756	19.6936	20.3867	11.5614	19.4392	11.4855
2	138.3996	33.0452	26.7926	14.3894	24.6456	14.2098
3	300.1029	62.3794	36.5808	18.7090	31.8348	18.2922
4	11.7600	7.8951	16.2400	07.4301	15.8909	7.4038
5	13.5000	8.5608	18.5000	07.7789	17.9541	7.7376
6	15.3600	9.3215	20.9400	08,1536	20.1583	8.0942
7	74.3786	21.3331	22.3074	11.8812	21.0996	11.7838
8	81.4330	23.0569	24.2527	12.2041	22.7645	12.0835
9	113.5408	31.7447	33.2078	13.6816	30.2764	13.4401

10	131.3007	37.0936	37.4282	14.4392	33.4410	14.1049
11	140.6645	40.1215	39.6913	14.8415	35.1010	14.4536
12	150.3507	43.2234	42.0563	15.2594	36.8125	14.8132
13	166.6726	48.7798	44.6284	15.8453	38.2068	15.2839
14	49.8496	17.7593	19.6140	10.8756	18.5583	10.7887
15	82.8049	34.5483	24.1279	15.9735	20.8552	15.6680
16	90.6387	37.3469	26.5067	16.4101	22.4153	16.0256
17	99.4028	41.1695	29.7530	17.0342	23.9784	16.4813
18	14.6534	10.3757	12.8447	8.4158	12.5980	8.3972
19	15.5426	10.5792	13.8480	8.6012	13.5038	8.5747
20	16,4370	10,6580	14.4736	8.7396	14.0079	8.7030

Table 12 reports two important results. The first one is that this table exhibits the effectiveness of the DDI strategy with WMA/Newton compared to the NIS approach. Therefore, the DDI strategy remains valuable when there is no information sharing mechanisms, regardless of the used forecasting method. Besides, based on simulated models in Table 11, the WMA method with the Newton's allocation proves its efficiency by outperforming the SMA method with regards to the two performance metrics. It's about the second result where this table proves that decision-makers in supply chains can enhance their performance and market competitiveness by simply considering the weighting generated by the Newton's method, rather than considering an equitable weighting of the order of $1/N$. As expected, the enhancement of the two metrics is non proportional when we vary the autoregressive and the moving average parameters of the demand processes. This is due to the nonlinear relation mentioned above in equation (17) that connects the forecast MSE to its effective consequence, the average inventory level.

Besides, since there are no specific standard approaches for determining the "best" configurations, and for investigation purposes, we study in the next subsection the sensibility of these metrics according to the lead-time L and moving average parameter N values. For illustration purposes, we consider an arbitrary example of an ARMA(3,2) demand process, which is defined as follows:

$$D_t = 10 + 0.6 D_{t-1} + 0.4 D_{t-1} - 0.3 D_{t-1} + \xi_t + 0.1 \xi_{t-1} + 0.08 \xi_{t-2}$$

2.2.4.2.2. Comparison between the DDI strategy with WMA/Newton method and the NIS strategy with MMSE method with respect to lead time and moving average parameters

Based on the comparison between DDI with WMA/Newton results and NIS with MMSE results, we study the sensibilities of the two performance metrics with respect to the lead-time L and the moving average N. In the cases where the lead-time L is fixed and N varies, Figure 16 presents the simulation results in terms of the MSE^{DDI} and \tilde{I}_t^{DDI} improvements in percentages. These improvement percentages are computed as follows:

$$MSE^{DDI}_{Improvement} = \left| \frac{MSE^{DDI^*} - MSE^{NIS}}{MSE^{NIS}} \right| \times 100$$

and

$$\tilde{I}_t^{DDI}_{Improvement} = \left| \frac{\tilde{I}_t^{DDI^*} - \tilde{I}_t^{NIS}}{\tilde{I}_t^{NIS}} \right| \times 100$$

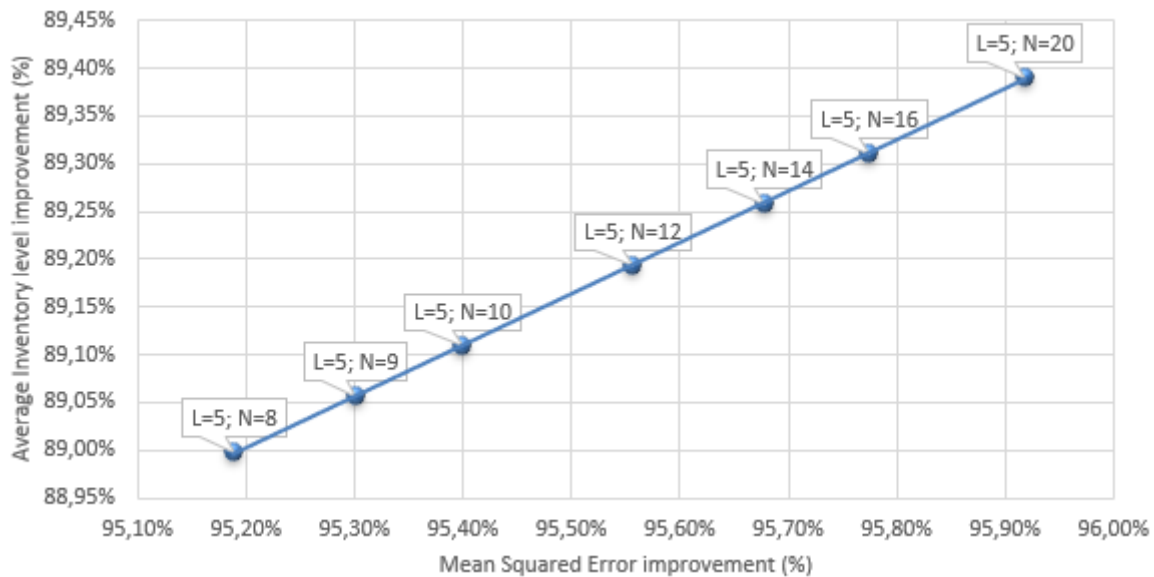


Figure 16: Improvements of adopting DDI strategy with WMA/Newton method rather than adopting NIS strategy according to the moving average parameter N

The obtained results in Figure 16 show that the evolution of the improvements with respect to N is a linear function. This means that the more the parameter N increases, the more the DDI strategy with WMA/Newton is more efficient in comparison with the NIS approach. This result is expected since the parameter N does not interfere in the MMSE method used in the NIS approach. In terms of MSE and average inventories, managers are advised to increase their parameter N as well as possible while their lead-time is constant.

In the same way, Figure 17 schematically presents the simulation results in terms of percentage improvements where the moving average parameter N is fixed and the lead-time L varies.

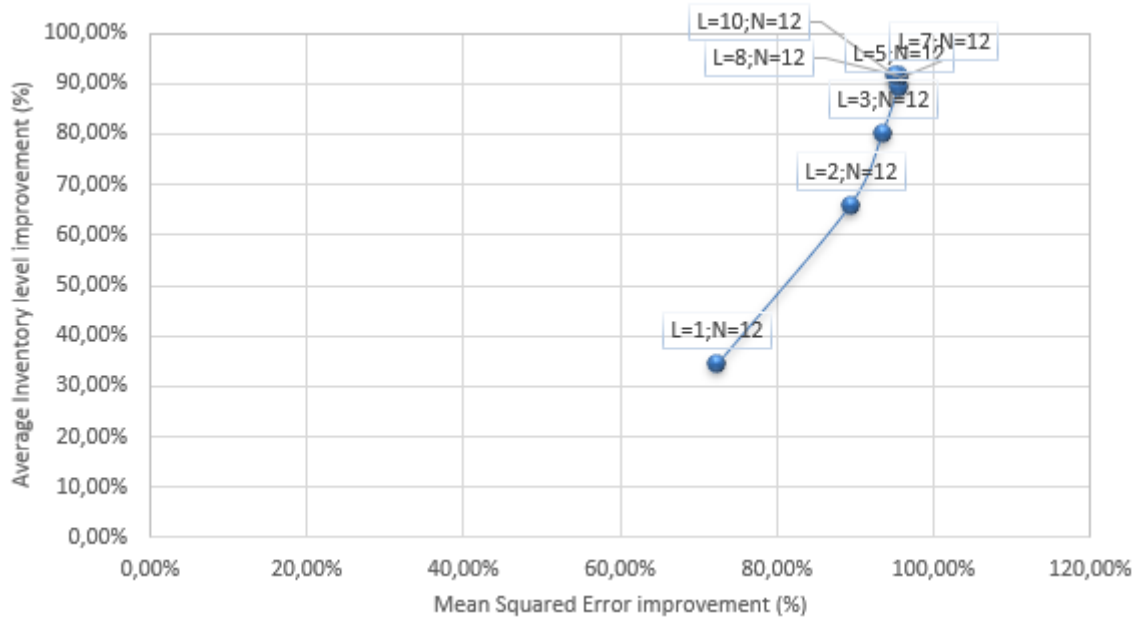


Figure 17: Improvements of adopting DDI strategy with WMA/Newton method rather than adopting NIS strategy according to the moving average parameter L

The same reasoning is adopted. The obtained results in Figure 17 show that the evolution according to L is a logarithmic function. That is, for a fixed parameter N, the evolution of the enhancement in percentage becomes less important as the lead-time L becomes more important. Indeed, for low values of L, the evolution in performance is important in comparison with cases where the values of L are high. This result further confirms that the lead-time value always plays an important role in the performance of the supply chains.

2.2.4.2.3. Comparison between the DDI strategy with WMA/Newton method and the DDI strategy with SMA method with respect to lead time and moving average parameters

Based on the comparison between DDI with WMA/Newton results and DDI with SMA results, we study the sensibilities of the two performance metrics with respect to the lead-time L and the moving average N. In the cases where the lead-time L is fixed and N varies, Figure 18 presents the simulation results in terms of the MSE^{DDI} and \check{I}_t^{DDI} improvements in percentages. These improvement percentages are computed as follows:

$$MSE^{DDI_Improvement} = \left| \frac{MSE^{DDI^*} - MSE^{DDI}}{MSE^{DDI}} \right| \times 100$$

and

$$\tilde{I}_t^{DDI_Improvement} = \left| \frac{\tilde{I}_t^{DDI^*} - \tilde{I}_t^{DDI}}{\tilde{I}_t^{DDI}} \right| \times 100$$

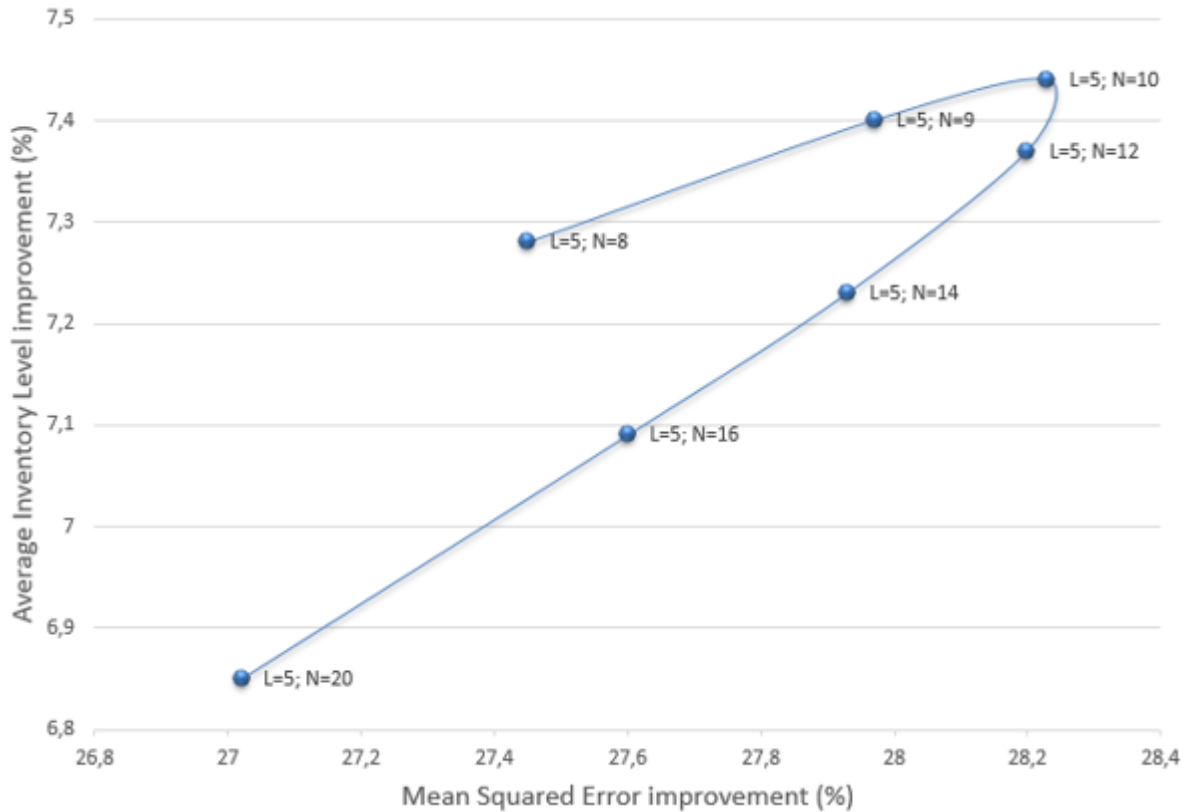


Figure 18: Improvements of adopting DDI strategy with WMA/Newton method rather than adopting DDI with SMA according to the moving average parameter N

The obtained results in Figure 18 show that the evolution of the improvements with respect to N is a concave function. These numerical results show that this function attains its maximal enhancement at N = 10 for L = 5. This corresponds to a 7.44% improvement in the average inventory savings. Otherwise, the enhancement is not optimal, but it still exists. In practice, the decision-makers can conduct some simulations by varying the parameter N over a fixed interval and then by choosing the value that maximizes this enhancement.

In the same way, Figure 19 schematically presents the simulation results in terms of percentage improvements where the moving average parameter N is fixed and the lead-time L varies.

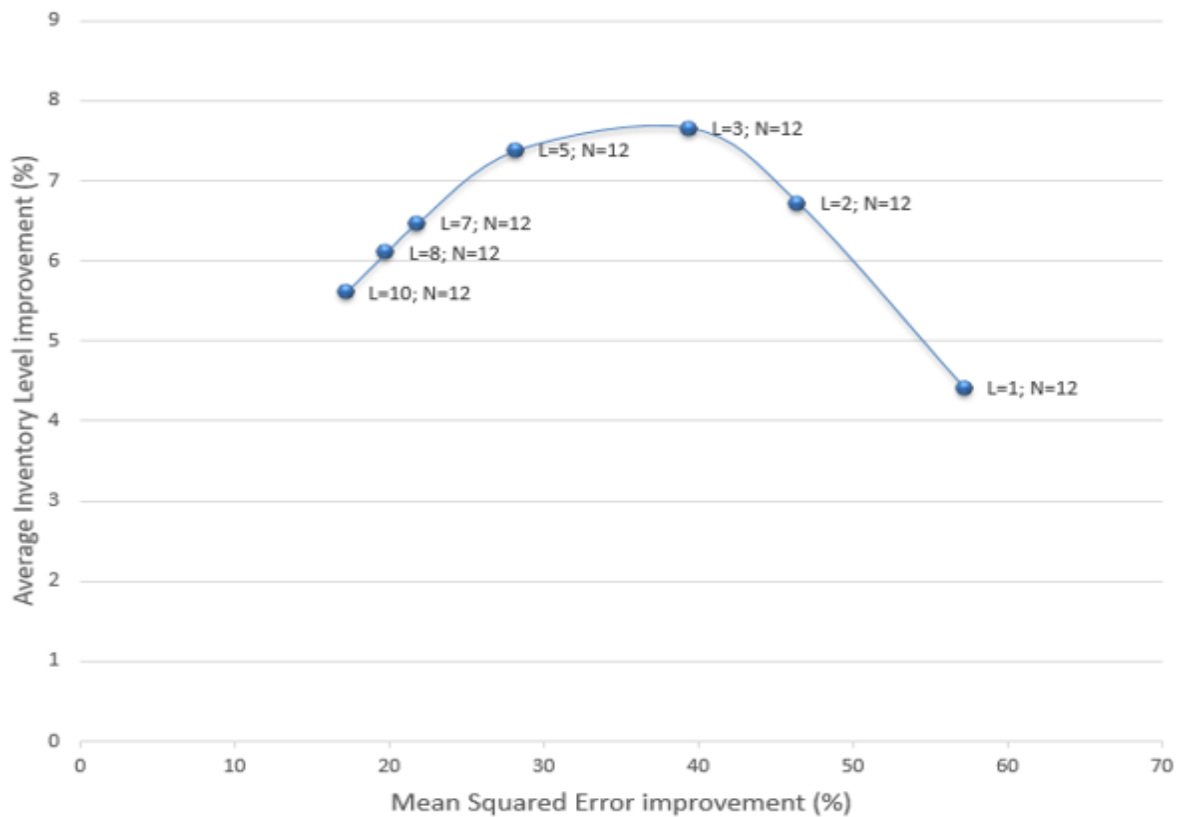


Figure 19: Improvements of adopting DDI strategy with WMA/Newton method rather than adopting DDI with SMA according to the lead-time L

The same reasoning is adopted in Figure 19. The obtained results show that the evolution according to L is also a concave function. These numerical results show that this function attains its maximal enhancement at $L = 3$ for $N = 12$. This corresponds to a 7.65% improvement in the average inventory savings. Generally, the lead-time value does not change since it depends on the transportation and logistics systems, and managers do not truly have the power to easily manipulate its value.

2.2.4.2.4. Evolution of the bullwhip effect

In this subsection, we study the evolution of the bullwhip effect that is associated with the WMA/Newton forecast method. Thus, we consider an example of an ARMA(2,2) demand process with the following fixed parameters set: $c = 10$, $\phi_1 = 0.4$, $\phi_2 = 0.2$, $\theta_1 = 0.15$, $\theta_2 = 0.10$ and $\sigma_\xi^2 = 1$. We mainly compute the $BEE_{MMSE}^{WMA/Newton}$ and $BEE_{SMA}^{WMA/Newton}$ indicators in equations (21) and (22) in order to approximate the gap of the bullwhip effect, thereby separating on one hand, the DDI strategy with the WMA/Newton method to the NIS strategy with the MMSE method, and on the second hand, the DDI strategy with the WMA/Newton method to the DDI strategy with the SMA method. While these indicators are functions of the

moving average N and lead-time L, we also check the variations according to these two parameters.

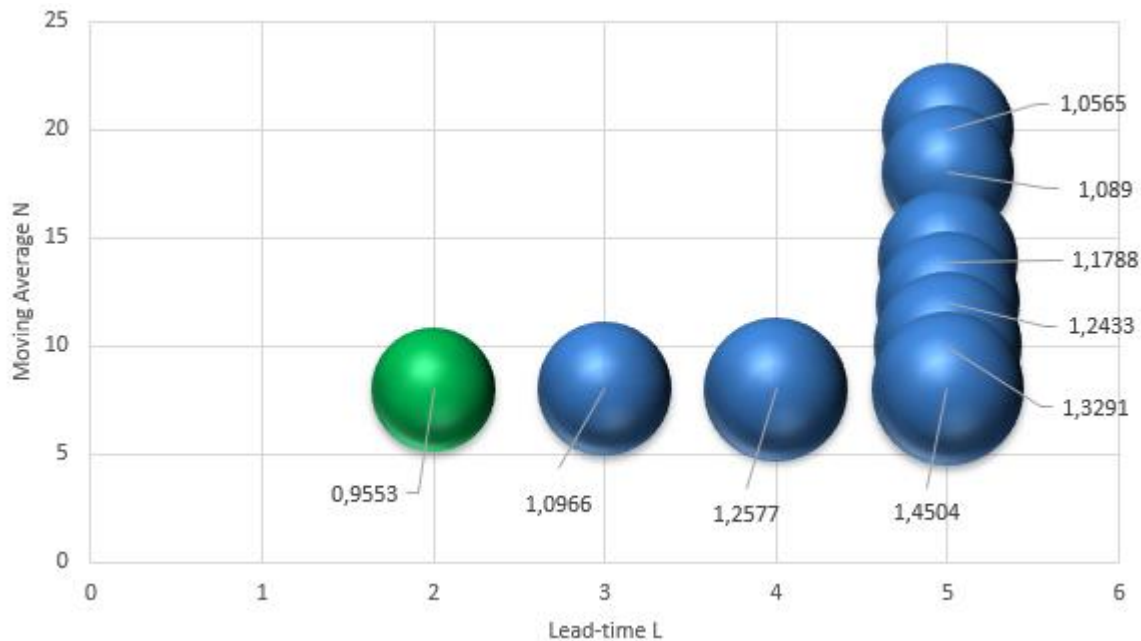


Figure 20: Simulated $BEE_{MMSE}^{WMA/Newton}$ indicator according to moving average N and lead-time L

Figure 20 illustrates the behavior of the bullwhip effect evolution when the downstream actor switches from the MMSE method in a NIS strategy to the WMA/Newton method in a DDI strategy. For a fixed configuration of the parameter N, the performance of the WMA/Newton method becomes more important as the lead-time L decreases. In this example, for $N = 8$, DDI with WMA/Newton is valuable in terms of bullwhip effect if the lead-time value is equal to 2. Next, for a fixed lead-time L, the performance of the WMA/Newton method is more valuable as the parameter N increases. In terms of L, the results show that the value of the break-point N increases as the lead-time L increases. This is expected as generally, the performance of the MMSE method compared to the WMA/Newton improves with increasing the lead-time value. On the other hand, the results show that the break-point L decreases with the value of N as the performance of WMA/Newton improves with the length of the history being used. We conclude that for each value of the lead-time L, there exists a unique threshold of N from which the DDI strategy with the WMA/Newton method is more valuable than the NIS strategy with the MMSE method, in terms of bullwhip effect.

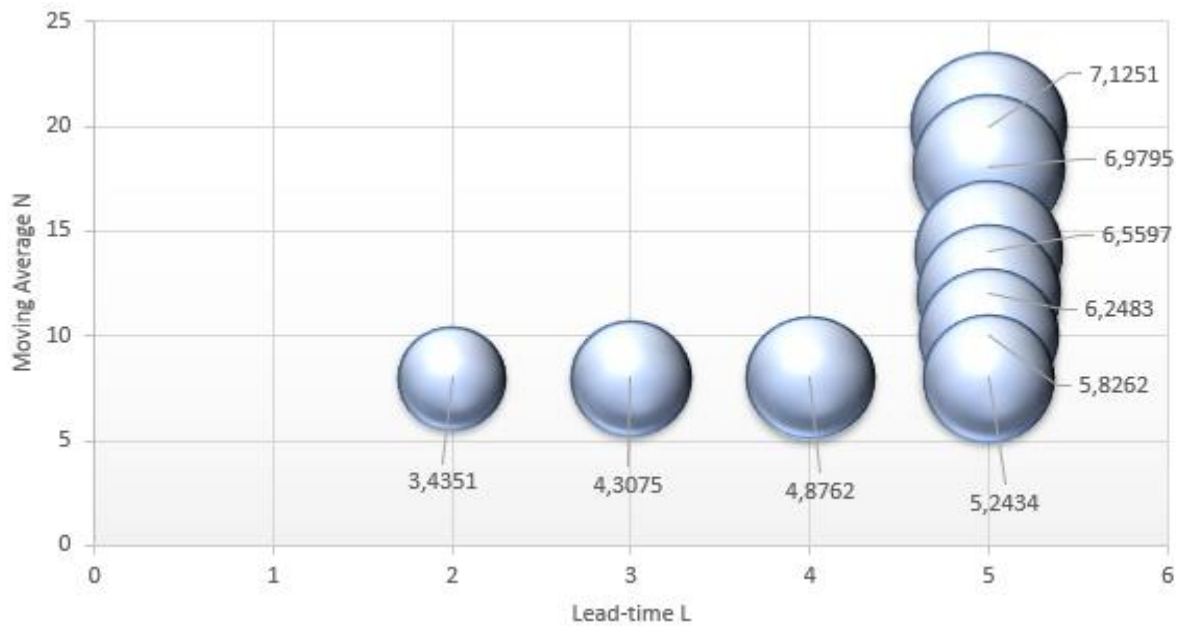


Figure 21: Simulated $BEE_{SMA}^{WMA/Newton}$ indicator according to moving average N and lead-time L

Figure 21 illustrates the behavior of the bullwhip effect when the SMA and WMA/Newton methods are used in the forecasts. There are two important results. The first one is that the SMA method outperforms the WMA/Newton method in terms of bullwhip effect. Indeed, for the simulated data, the $BEE_{SMA}^{WMA/Newton}$ results are always greater than one. This is due to the unequal weights that are associated with the N past observations in equation (14). This can be argued to be a limitation of the WMA/Newton approach compared to the SMA method, since the SMA method provides lower variability of order processes. The second one is that the $BEE_{SMA}^{WMA/Newton}$ indicator increases with N or L. The results also show that these amplifications evolve in a quasi-logarithmic manner. That is, the increase in the indicator becomes less important as one of the two parameters increases. Hence, the bullwhip effect amplifies in the case of a DDI strategy where the downstream actor decides to switch from the use of the SMA method to the use of the WMA/Newton method. The amplified bullwhip effect is surely critical if the upstream actor doesn't use a safety stock as a buffer against orders variations. Indeed, excess inventory can result in waste, while insufficient inventory can lead to poor customer experience and lost business. Thus, the upstream actor is emphasized to use a reserve inventory in such context.

2.2.4.3. Discussion

In decentralized supply chains, actors often do not want to share their private information, especially in regard to the market demand. This variable is often considered as key data providing competitive power. Even when supply chain actors favor information sharing, other issues (the trust in the shared data, information leakage, high investment costs, systems compatibility, etc.) may still persist.

This work provides an initial attempt to introduce the WMA forecasting method in a decentralized supply chain in which actors favor adopting the DDI strategy. The propagation of demand processes using the WMA forecast method is unique. The introduction of the Newton optimization method allows for the quantification of the weighting of past demand observations with the purpose of minimizing the mean squared error and average inventory. The study of the improvements, according to the parameters, shows that supply chain decision-makers are able to estimate the optimal parameter values. While simulations allow practitioners to obtain general ideas and approximate settings, varying the lead-time is not truly possible. However, they can easily change the moving average while conducting forecasting as long as this value does not exceed the historical time horizon.

It is first important for decision-makers to further reduce inventory levels and gather additional savings. Indeed, the resulting reduction in the manufacturer translates into cost savings over time. These savings are the most important engine leading to DDI adoption. Our work shows through simulations that savings from the WMA/Newton approach exceed the savings from the SMA method. We estimate that Newton's method itself is not expensive in terms of the time implementation. While it is natural to expect a distribution of these savings between the manufacturer and the retailer, coordination is essential to achieve such improvements.

If the DDI strategy is adopted in a supply chain where actors decide to adopt WMA/Newton method, the decision-makers are faced with compromising the two major criteria axes: the forecasted mean squared errors and average inventory levels on one side, and the bullwhip effect amplifications on another side. In this paper, we have considered the enhancement of the forecast MSE and inventory level metrics since they are directly related to average inventory costs over time. The bullwhip effect is then costly to the supply chain if the upstream actor decides to base his forecasting only on the received orders process. However, in the case of the DDI strategy, the upstream actor bases his forecasting on orders and inferred demand at the

same time. The knowledge of the estimated parameters and error variance interfere in the reduction of the MSE and the average inventory level at the upstream actor. If the supply chain is initially adopting a NIS strategy where the MMSE method is used in the downstream forecasts, the downstream actor is emphasized to consider a high value of N (beyond a certain break-point) in order to reduce the bullwhip effect. Else, if the supply chain is initially adopting a DDI strategy where the SMA method is used in the downstream forecasts, the subject of bullwhip effect amplification can be critical if the upstream actor decide to not use a safety stock as a buffer against orders variations. Consequently, the upstream actor needs to use a reserve inventory in order to cover the orders variations.

Except for the optimal weighting information that must be shared between the supply chain actors, this approach does not require further assumptions than those that are required by DDI with the SMA method, namely, the knowledge of the demand process (time-series structure) and its estimated parameters all along the supply chain. Thus, it is also essential to consider the costs of such coordination. These costs are primarily related to the implementation of the method itself (if another forecast method was adopted) and the weighting information sharing.

The WMA/Newton forecasting approach for the DDI strategy can be established through different managerial contracts between the manufacturer and the retailer. The literature on such contracts is abundant. For example, the manufacturer may propose contracts to the retailer based on principal agent relationships (Müller & Turner, 2005), the supply chain actors can negotiate through proposals (Taghipour & Frayret, 2013a; Dudek & Stadtler, 2005). Buyback (Chen & Bell, 2011) or price discount (Jain *et al.*, 2011) contracts may also be proposed.

2.2.5. Generalization for multi-level supply chains

The DDI results where the downstream actor adopts the WMA/Newton forecast approach can be extended to multi-level supply chains where there is more than two actors. Let consider a n -level supply chain where each downstream actor places an order to his formal upstream actor after revising his inventory level. We suppose that all actors accept to adopt DDI strategy through the WMA/Newton method. It means that each actor $i = 2, 3, \dots, n$ will use the WMA/Newton forecast method by considering the weighting vector of his formal upstream actor $i - 1$. Then every upstream actor $i = 1, 2, \dots, n - 1$ is able to infer the demand occurring at his formal downstream actor $i + 1$. Notice that the first upstream actor is not concerned about a specific forecast approach. Figure 22 shows a demonstration of such a multi-level supply chain.

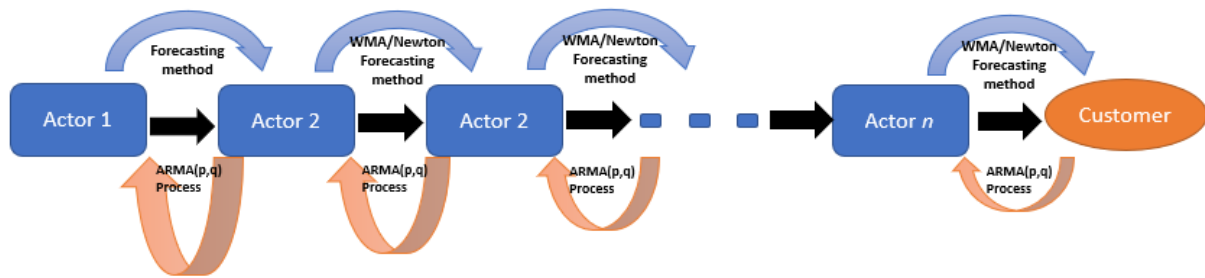


Figure 22: n-level supply chain where actors accept DDI while adopting WMA/Newton forecasting method

In a set configuration such as shown in Figure 22, Actor 1 is generally a supplier of raw materials who endures large inventory costs. Let suppose a customer of a single product whose demand follows an ARMA(p, q) process at the actor n. After revising his inventory level, this actor will place an order at the actor n – 1. The order process will keep the same autoregressive moving average structure as the demand but it will increase its error variability, as one moves further up the supply chain. Moreover, for illustration, let consider an example of an initial customer’s demand model of an ARMA(2,1) defined by:

$$D_t = 10 + 0,2 D_{t-1} + 0,15 D_{t-2} + \xi_t + 0,1 \xi_{t-1}$$

where $\xi_t \sim N(0, 1)$ is the standard normal distributed error at period t . The order process arriving at the actor n – 1 is also an ARMA(p, q) process defined by:

$$Y_t = 10 + 0,2 Y_{t-1} + 0,15 Y_{t-2} + \tilde{\xi}_t + 0,1 \tilde{\xi}_{t-1}$$

where $\tilde{\xi}_t \sim N(0, [L^2(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2) + 2Lx_1 + 1])$ is the normal error distributed error at period t, and where x_i are the Newton’s weights shared by the actor n – 1 and used by actor n in his forecasts.

We present in Table 13 the different metrics values at actor n – 1 where NIS, DDI with SMA method and DDI with WMA/Newton method are evaluated.

Table 13: NIS and DDI results for ARMA(2,1) demand process

Adopted strategy	NIS	DDI with SMA forecasting	DDI with WMA/Newton forecasting	% of Reduction when adopting DDI with WMA/Newton rather than NIS	% of Reduction when adopting DDI with WMA/Newton rather than DDI with SMA
MSE	49.8496	19.6140	18.5583	62,7714	5,3823
\bar{I}_t	17.7593	10.8756	10.7887	39,2504	0,7990

Reductions of MSE and average inventory level at Table 13 is improving when moving from SMA method to WMA/Newton method. In this example, DDI with WMA/Newton allows the actor $n - 1$ to reduce his average inventory level by about 39% compared to NIS and nearly 0,8% compared to DDI with SMA method. Such reductions are translatable into real inventory savings if both actors were favorable to collaborate through a benefit sharing contract. That is, we suppose that the downstream actor is favorable to such contract if he will gain a part of the savings at the upstream actor.

In the same way, let suppose every upstream actor $i = 1, \dots, n - 1$ of a supply chain propose a revenue-sharing contract to his formal downstream actor in order to convince him to adopt WMA/Newton method. Let R_i be the inventory savings of DDI adoption, at actor i . We also assume that the costs of adopting WMA/Newton are related to the Newton's weighting vector information sharing in addition of the implementation costs. Let C_i^{i+1} be the sum of the Newton's weighting information sharing cost at actor i and the implementation cost at actor $i + 1$. The net profit of such collaboration is then expressed by $\pi_i^{i+1} = R_i - C_i^{i+1}$ which will be shared with the downstream actor $i + 1$ according to their contract. Let β_i be the proportion of the net profit π_i^{i+1} shared with the downstream actor $i + 1$, where β_i verifies $0 \leq \beta_i \leq 1$. Then π_i the inventory savings of the actor i , resulting from concluding two contracts of collaboration with actor $i - 1$ and actor $i + 1$ is expressed by equation (23) as follows:

$$\begin{aligned} \pi_i &= \beta_{i-1}\pi_{i-1}^i + (1 - \beta_i)\pi_i^{i+1} \\ \Leftrightarrow \pi_i &= \beta_{i-1}(R_{i-1} - C_{i-1}^i) + (1 - \beta_i)(R_i - C_i^{i+1}) \end{aligned} \quad (23)$$

Note that for actor 1, there is no actor 0 and only one contract can be established with actor 2 which implies $\beta_0 = 0$ and $\pi_0^1 = 0$. Consequently, $\pi_1 = (1 - \beta_1)(R_1 - C_1^2)$. In the same manner, note that for actor n , there is no actor $n + 1$ and only one contract can be established with actor $n - 1$ which implies $\beta_n = 0$ and $\pi_n^{n+1} = 0$. Consequently, $\pi_n = \beta_{n-1}(R_{n-1} - C_{n-1}^n)$.

Now if we consider the whole n -level supply chain, the total supply chain inventory savings from adopting DDI strategy with the WMA/Newton method, where a revenue sharing contract is established between every successive couple of actors, is expressed by equation (24) as follows:

$$\begin{aligned}
\pi &= \sum_{i=1}^n \pi_i = \pi_1 + \sum_{i=2}^{n-1} \pi_i + \pi_n \\
\Leftrightarrow \pi &= (1 - \beta_1)(R_1 - C_1^2) + \sum_{i=2}^{n-1} [\beta_{i-1}(R_{i-1} - C_{i-1}^i) + (1 - \beta_i)(R_i - C_i^{i+1})] \\
&\quad + \beta_{n-1}(R_{n-1} - C_{n-1}^n)
\end{aligned} \tag{24}$$

The total profit in equation (24) proves that the DDI approach with WMA/Newton forecasting improves the performance of the entire decentralized supply chain, as well as DDI with SMA method does. The enhancement is much more considerable compared to NIS strategy and it is more important than DDI with SMA method. Indeed, all the DDI with WMA/Newton forecasts outperforms the DDI results with SMA in terms of average inventory level and consequently in inventory savings. Based on our simulations, we conclude this section by the following statement:

$$\pi^{NIS} \lll \pi_{SMA}^{DDI} < \pi_{WMA/Newton}^{DDI}$$

2.2.6. Conclusion

Improving the results of supply chains coordination is one of the most important areas for academic researchers and management practitioners. Optimization presents a mathematical branch and an effective tool for collecting better management solutions. In a decentralized supply chain, actors aim to reduce their total costs by applying effective coordination approaches. One of the most cost-effective coordination approaches, namely, DDI, can be set up when actors agree to negotiate and cooperate. DDI allows the upstream actor to infer the demand of his formal downstream actors without the need for information sharing mechanisms. DDI has proved its effectiveness by obtaining almost near-optimal solutions. The literature has shown that the DDI approach cannot be applied through MMSE or SES methods for the downstream actors but only through the SMA method due to the uniqueness of the processes' propagation. Consequently, we found that it is natural to study the feasibility of DDI using other forecasting methods.

This paper is a follow-up study to previous works with the purpose of improving existing DDI results through the theoretical analysis of inventory models based on some strong assumptions. In a context of the DDI coordination strategy, instead of using the SMA method, we proposed the adoption of the WMA method combined with the well-known Newton

optimization method. This paper thus enriches the existing literature by exploring the feasibility of the DDI approach when the WMA forecasting method is adopted.

We first established the expressions of the manufacturer's forecasting MSE^{DDI} and \tilde{I}^{DDI} and the resulting bullwhip effect. We proposed two measures, namely $BEE_{MMSE}^{WMA/Newton}$, to assess the amplification of the bullwhip effect separating the adoption of the DDI with the WMA method from the adoption of the NIS strategy with the MMSE method, and $BEE_{SMA}^{WMA/Newton}$, to assess the amplification of the bullwhip effect separating the adoption of the DDI strategy with the WMA/Newton method from the adoption of the DDI with the SMA method. Second, we mathematically formalized the MFOP and proposed the application of Newton's method for the resolution. Finally, the results for the MSE^{DDI} and \tilde{I}^{DDI} optimization based on the simulated causal invertible ARMA(p,q) demand processes confirm the effectiveness of the WMA/Newton approach to propose further enhanced supply chain solutions.

The implications of this paper are as follows. Supply chain managers can introduce the WMA forecast method in the context of the DDI strategy because of the uniqueness of the generated orders process for upstream actors. First, the paper provides WMA/Newton as a novel approach for coordination in decentralized supply chains. This approach does not require further assumptions than those required by the DDI strategy with the SMA method, except for the optimal weighting vector, which must be shared between the supply chain actors. Second, based on the conducted simulations, the paper confirms that the DDI strategy with the WMA/Newton approach generally outperforms the NIS strategy and the DDI strategy with the SMA method in terms of MSE^{DDI} and \tilde{I}^{DDI} . Therefore, the paper concludes that the DDI's performance depends on the allocation vector, and especially MSE^{DDI} and \tilde{I}^{DDI} generally improve with the optimal Newton's allocation. The "generally" statement is employed here since this work does not provide an exhaustive sensitivity analysis of the performance according to the demand process parameters. Indeed, it is not easy to check the entire sensitivity of the DDI strategy according to the combination of two sets of parameters $\phi_{i\{i=1,\dots,p\}}$ and $\theta_{j\{j=1,\dots,q\}}$, especially since they are not fixed in advance. Indeed, in this case, the threshold can take the form of a summation, a product, or any other linear or non-linear relationship, from which we can state a general expression of a yield threshold. Establishing such relation requires a deep study on the sensitivity according to the process parameters. Since the demand models are mathematically discrete and not continuous, there is no way to get through the partial derivative

functions. We think it can be a case-by-case study to bring an exhaustive benchmark and then be able to generalize some threshold models.

Reversely, the bullwhip effect is affected. In comparison with the NIS strategy, DDI with WMA/Newton method is valuable if the parameter N is high enough vis-à-vis the lead-time L . As shown in the simulation section 2.2.4, a break-point from which DDI with WMA/Newton is more valuable than the NIS strategy can be determined by varying the parameter N of the forecasting method. In the case of a DDI adoption where the downstream actor is favorable to switch from an initial situation of an SMA method to the WMA/Newton method, the bullwhip effect amplifies. This was predictable because of the non-equitable weights that are associated with the N historical demand observations in the method. However, the fact that the ponderation vector in the downstream actor's forecasts, is determined according to the minimization of the average inventory level of the upstream actor, results into the reduction of the mean inventory costs of the upstream actor over the time. In this case, the bullwhip effect can be costly to the upstream actor of the supply chain if he doesn't use a safety stock as a buffer against orders variations. Indeed, excess inventory can result in waste, while insufficient inventory can lead to poor customer experience and lost business. Thus, the upstream actor is emphasized to use a reserve inventory in such context of methods' change. Third, the paper concludes that supply chain managers, when the DDI with the WMA/Newton is adopted, can potentially determine the optimal parameters (N, L) in terms of MSE and average inventory levels improvements. The value of the WMA parameter N can be easily manipulated through some simulations, while managers do not truly have a large margin to vary the lead-time L . Indeed, the lead-time is often related to supply chain transportation.

From the point of a supplier or a manufacturer, the additional merit of going the extra steps of WMA/Newton method is the evident forecast MSE and inventory levels reduction which will be earned over time. The reduction of error is important because it is directly correlated to the reduction of inventory levels. As shown in equation (17), the average inventory level is a positive non-linear function of the forecast MSE. The simulated experiments in Table 12 show that all empirical inventory means resulted from adopting WMA/Newton are lower than empirical inventory means resulted from adopting SMA method. This difference may not seem significant. However, the gap percentage separating the two compared methods depends on the size of the enterprise and therefore varies from a small, medium or multinational enterprise. In addition, batch sizing rules and product structure affect the costs of a company's inventory system. (Lea & Fredendall, 2002). As example, let suppose a two-level supply chain adopting

the NIS strategy where the downstream actor, a retailer, adopts the MMSE method. Moreover, let suppose that the retailer faces an ARMA (2,1) demand pattern and the average inventory level at the upstream level, a manufacturer, is equal to 1000 units. By adopting the DDI strategy where the retailer uses the SMA method, the manufacturer earns the reduction of nearly 40% of his average inventory level, let's say 400 units, and then the average inventory level is equal to 600 instead of 1000 units. In the same way, by adopting the DDI strategy where the retailer uses the WMA/Newton method, the manufacturer earns an additional average saving of 8 units plus 400 units. Hence, our work provide supplementary inventory reductions based only on the forecasting method. The Newton method's implementation is not an exhausting task. The time and resources needed for such a method depends on the capacity of qualified human resources to implementation. Moreover, the initial implementation cost is unique. We then estimate that the costs associated with the sharing of the Newton weighting vector are negligible, especially when we know that the unit holding costs of some industry products are relatively high. Indeed, if we suppose that a manufacturer produces furniture that is stored in a warehouse and then shipped to retailers, the manufacturer must either lease or purchase warehouse space and pay for utilities, insurance, and security for the location. the company is responsible for paying the salaries of the personnel responsible for moving the goods in and out of the warehouse. In addition, the company is exposed to a certain risk of damage of the goods when moving to trucks or trains for shipping. All these factors are taken into account in the calculation of the unit inventory cost. Therefore, minimizing inventory costs is an important supply-chain management strategy. The inventory presents an asset account that requires significant cash outlays. The importance of this account is then linked to the decisions made by the managers, who must minimize it in order to maintain a reasonable level of liquidity for other purposes. For example, increasing the inventory balance by 20000 dollars means that less cash is available to operate the business each month. This situation is considered as an opportunity cost. If a company wants to have more cash, it must sell its products as quickly as possible to reap its profits and move its business forward. The faster the money is raised, the more the company is able to develop its business in the short term. A commonly used indicator is the inventory turnover rate, which is calculated as the cost of goods sold divided by the average inventory (Lee et al., 2015). For example, a company that has 1 million dollars in cost of goods sold and an inventory balance of 250,000 has a turnover ratio of 4. The goal is to increase sales and reduce the required amount of inventory so that the turnover ratio increases. By projecting our results of simulations on this indicator, the turnover ratio of the manufacturer where the retailer uses the WMA/Newton method, is higher than that where the retailer uses the SMA method,

because the average inventory level in the first case is lower than that in the second case $\tilde{I}_{WMA/Newton}^{DDI} \leq \tilde{I}_{SMA}^{DDI}$ for the same fixed cost of goods sold. Consequently, this capability of reducing the average inventory level and increasing the turnover ratio is one of the most important catalysts of an enterprise to enhance productivity and competition. As it was argued in this paper, some typical contracts can be proposed by the upstream actor to his formal downstream actor, in order to collaborate with the aim of creating common and shared opportunities of trust, transparency and future coordination.

The SMA method is preferable against the WMA method in terms of bullwhip effect. However, The SMA method is not preferable in terms of the distribution of the inferred demand when compared against the WMA method, because the results of the SMA method present one specific case of the results of the WMA method. Indeed, if we replace x_i by $1/N$ for $i = 1, \dots, N$ in all the expressions where WMA is used, we exactly retrieve all the expressions where SMA is used for forecasts. It's then concluded that there is no preference between SMA and WMA in terms of the distribution of the inferred demand.

We conclude our paper with natural lines for future studies. First, the DDI strategy can still be evaluated using other forecasting methods. Second, it would be interesting to adopt the minimization of the bullwhip effect as the objective function of the WMA/Newton approach. Another direction is the consideration of multiobjective optimization for parallel improvements of the supply chain performance metrics.

Synthèse de l'article 2

Cette partie articulatrice et introductrice à l'article 3 reprend les principaux résultats de l'article 2, tout en accentuant l'apport théorique et le caractère managérial d'aide à la décision.

Dans le deuxième article, nous avons entamé la deuxième direction de recherche portant sur l'introduction de la méthode WMA dans le cadre d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux adoptant l'approche DDI et faisant face à une demande de type $ARMA(p, q)$.

Dans une première section 2.2.1, nous avons présenté notre direction de recherche tout en introduisant l'ouverture à la branche d'optimisation et la possibilité de son intégration dans le processus de prévision.

Dans une deuxième section 2.2.2 de revue de littérature, nous avons rappelé l'état d'art lié à notre cadre de recherche et nous avons présenté les méthodes de prévision déjà explorées dans le cadre d'une approche DDI, leurs faisabilités, ainsi que notre proposition et contribution.

Dans une troisième section 2.2.3 de modélisation, nous avons introduit en premier lieu le modèle de la chaîne d'approvisionnement considérée. Nous sommes donc partis des mêmes hypothèses que celles du premier article. Dans une première sous-section, nous avons gardé la même structure temporelle de la demande, à savoir un processus type $ARMA(p, q)$ et nous avons présenté la méthode WMA sous sa forme mathématique. Cette méthode présente une variante de la méthode SMA et diffère seulement en termes de pondérations allouées aux différentes N observations les plus récentes. Dans une deuxième sous-section, nous avons démontré que la méthode WMA permet l'inférence de la demande en aval puisque la propagation de cette dernière reste unique tout le long de la chaîne. Concrètement, pour tout processus de demande type $ARMA(p, q)$ arrivant au niveau de l'acteur en aval, celui-ci adoptant la méthode WMA dans ses prévisions, il existe un seul et unique processus de commandes ou d'ordres type $ARMA(p, q)$ arrivant au niveau de l'acteur en amont. C'est ce qui constitue la septième caractérisation de l'approche DDI. Dans une troisième sous-section, nous avons établi les nouvelles expressions de la MSE et du niveau moyen d'inventaire en fonction des pondérations de la méthode WMA. Dans une quatrième sous-section, nous avons établi de la même façon, la nouvelle expression de l'effet coup de fouet obtenu par l'utilisation de la méthode WMA, et nous avons établi l'expression de deux ratios permettant de comparer l'effet coup de fouet obtenu par l'utilisation de la méthode WMA en comparaison avec l'utilisation des méthodes MMSE et SMA. Dans une cinquième sous-section, nous avons proposé une

formalisation d'un problème mathématique dans le but de définir une orientation permettant de valoriser les pondérations dans l'application de la méthode WMA. Il s'agit d'un problème mono-objectif dont la fonction objective, plus précisément la MSE, est de type quadratique. Puisque l'expression du niveau moyen d'inventaire est fonction de la MSE, et tenant compte de la positivité de ces deux métriques, la minimisation de la MSE implique impérativement la minimisation du niveau moyen d'inventaire. Pour la résolution d'un tel problème, nous avons proposé l'introduction de la méthode de Newton, une méthode basée sur le gradient, qui permet la résolution d'un système linéaire. Nous avons donc procédé à la linéarisation du problème en utilisant les conditions de KKT et nous avons procédé à la reformulation adaptée à notre problème. Nous avons aussi introduit la méthode Pivot-Gauss dans notre méthodologie pour gagner en termes de temps d'exécution. Concrètement, l'acteur en amont procède à l'optimisation de sa MSE (respectivement son niveau moyen d'inventaire) en appliquant la méthode de Newton. Cette optimisation permet d'obtenir un vecteur de pondérations qui sera transmis à l'acteur en aval pour l'utiliser dans ses prévisions de demande, plus exactement dans la configuration de la méthode WMA.

Dans une quatrième section 2.2.4 dédiée aux simulations et aux discussions, nous avons présenté dans une première sous-section l'algorithme de Newton implémenté sous sa forme adaptée. Dans une deuxième sous-section, nous avons commencé par présenter les résultats de simulation, en procédant à une étude comparative entre les résultats de l'approche DDI obtenus d'une part avec la méthode SMA et d'autre part avec la méthode WMA/Newton résultant de la combinaison des méthodes de prévision WMA et d'optimisation de Newton. Les résultats ont montré que l'adoption de la méthode WMA/Newton permet d'améliorer davantage la MSE et le niveau moyen d'inventaire. C'est ce qui constitue la huitième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA(p, q). Concrètement, si les gestionnaires d'un acteur en amont portent une importante considération à la réduction de la MSE et du niveau moyen d'inventaire, ils sont invités à inciter les managers de l'acteur en aval à adopter la méthode WMA avec les pondérations issues de la méthode de Newton. Ensuite, nous avons défini deux métriques présentant les améliorations en pourcentage séparant l'adoption des méthodes de prévision SMA et WMA/Newton, en termes de MSE et de niveau d'inventaire moyen. A travers un exemple de demande simulée, les résultats de formes concaves, ont montré que pour un délai de livraison L fixe, il existe une seule et unique amélioration optimale qui correspond à une certaine valeur de N. Le même raisonnement est adopté dans le cas inverse. Pour une valeur de N fixe, il existe une seule et unique amélioration optimale qui correspond à une certaine valeur

de délai de livraison L . C'est ce qui constitue la neuvième caractérisation de l'approche DDI. Concrètement, si les acteurs d'une chaîne d'approvisionnement sont favorables à l'adoption d'une approche DDI en utilisant l'approche WMA/Newton de prévision au lieu de la méthode SMA, les gestionnaires sont capables de déterminer les pourcentages d'améliorations maximales en termes de MSE et de niveaux d'inventaire moyen. Puisque le délai de livraison L est une donnée de la chaîne d'approvisionnement qui est généralement liée au réseau logistique et aux moyens de transport des marchandises, les gestionnaires n'ont pas une large marge de variation sur cette donnée. Les gestionnaires des deux acteurs sont alors invités à varier le paramètre N dans leurs simulations de prévisions afin de déterminer les améliorations maximales en termes de MSE et d'inventaire moyen. Troisièmement, nous avons procédé à une simulation des résultats de l'évolution de l'effet coup de fouet résultant de l'adoption de la méthode WMA/Newton dans le cadre d'une approche DDI en comparaison avec l'adoption de la méthode MMSE dans le cadre d'une approche NIS et en comparaison avec l'adoption de la méthode SMA dans le cadre d'une approche DDI. Toutes ces analyses de comparaisons ont été élaborées dans un contexte d'analyse de sensibilité par rapport aux paramètres N et L . Tout d'abord, les résultats ont montré que les approches NIS avec la méthode MMSE et DDI avec la méthode WMA/Newton ont pratiquement les mêmes performances en termes d'effet coup de fouet. En comparaison avec l'approche NIS correspondant au système décentralisé, l'effet coup de fouet généré par l'adoption de l'approche DDI avec la méthode WMA/Newton diminue d'autant plus que le paramètre N augmente, toutes choses par ailleurs égales, et augmente d'autant plus que le délai de livraison L augmente, toutes choses par ailleurs égales. C'est ce qui constitue la dixième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA(p , q). Ensuite, les résultats ont montré que la méthode SMA surpasse la méthode WMA/Newton en termes d'effet coup de fouet. L'amplification de l'effet coup de fouet, en comparaison avec l'approche DDI avec la méthode SMA, est d'autant plus importante que l'un des deux paramètres N ou L augmente. Cette dégradation est justifiée par les pondérations inégales associées aux N observations les plus récentes dans la méthode WMA, lorsqu'elles sont comparées aux pondérations égales de la méthode SMA. C'est ce qui constitue la onzième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA (p , q). La méthode SMA s'avère donc plus avantageuse en termes d'effet coup de fouet, que la méthode WMA/Newton. Concrètement, lorsque les gestionnaires d'un acteur en aval dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux adoptent la méthode WMA/Newton, les gestionnaires de l'acteur en amont sont invités à déployer un stock de réserve pour faire face à l'amplification de l'effet coup de fouet. La diminution du niveau moyen d'inventaire permet aux gestionnaires

de l'acteur en amont d'avoir un taux de rotation de stocks plus important, et par la suite plus de liquidités, tout en couvrant l'augmentation de la variabilité des ordres. Néanmoins, les gestionnaires de l'acteur en aval sont invités à employer la méthode SMA dans le cadre d'une approche DDI plutôt que la méthode WMA/Newton, s'ils portent plus de considération à l'effet coup de fouet. Dans une troisième sous-section dédiée aux discussions, nous avons conclu que l'utilisation de la méthode WMA/Newton permet davantage d'économies en termes de niveaux moyens d'inventaire, malgré l'amplification de l'effet coup de fouet résultant au sein de la chaîne d'approvisionnement. Nous avons aussi noté que l'introduction de cette méthode dans le cadre de l'approche DDI, nécessite la connaissance du vecteur de pondération de la part de l'acteur en aval. En effet, l'acteur en amont est invité à passer l'information de ce vecteur à l'acteur en aval qui va l'utiliser dans ses prévisions. Cette collaboration peut être traduite en pratique par différents types de contrats comme le contrat de partage des revenus. Dans une cinquième section 2.2.5, nous avons démontré analytiquement que les résultats de l'approche DDI avec la méthode WMA/Newton peuvent être obtenus dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux. Nous avons ainsi établi l'expression du revenu total généré dans une chaîne d'approvisionnement, en fonction du nombre de niveaux dans la chaîne d'approvisionnement. C'est ce qui constitue la onzième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type $ARMA(p, q)$. Concrètement, les acteurs de la chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux peuvent acquérir les mêmes performances que celles réalisées dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, si les acteurs optent à embrasser l'approche DDI avec la méthode WMA/Newton. Enfin dans une dernière section 2.2.6, nous avons résumé nos contributions, résultats, limites et perspectives.

La figure 23 résume le principe de l'approche de prévision collaborative DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, où l'acteur en aval adopte la méthode WMA/Newton comme méthode de prévision. Comme le montre cette figure, l'acteur en amont se doit de passer l'information du vecteur de pondérations de Newton à son acteur en aval pour l'utiliser dans ses prévisions. La flèche en rouge illustre l'amplification de l'effet coup de fouet par rapport à l'utilisation de la méthode SMA. L'épargne résultant des réductions des indicateurs de performances (flèches décroissantes en vert), réduite de l'amplification de l'effet coup de fouet et des coûts de coordination, constitue les revenus qui vont faire l'objet du contrat de partage des revenus selon des négociations autour des proportions allouées à chaque acteur. Pour cette approche, l'adoption de la méthode WMA est obligatoire au niveau de l'acteur en aval. Si ce dernier adoptait déjà cette méthode de prévision, il n'y aura pas de coûts liés à cette

adoption. Sinon, l'acteur en aval encaisse des coûts liés à l'instauration de la méthode WMA pour ses prévisions. De plus, les acteurs peuvent se partager les paramètres du processus temporel de la demande mais doivent se partager l'information du paramètre N de la méthode WMA pour pouvoir estimer au préalable l'ampleur des améliorations des indicateurs de performance. Ce principe peut être adopté dans une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux.

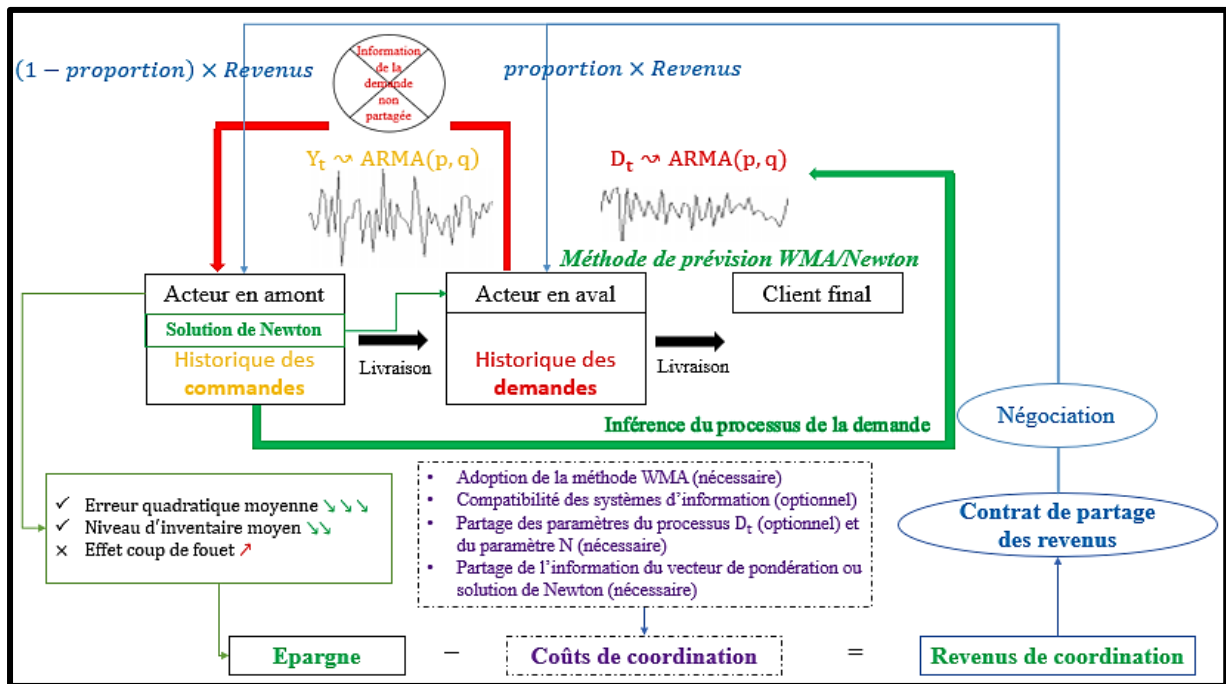


Figure 23: Principe de l'approche DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux où l'acteur en aval adopte la méthode de prévision WMA/Newton

Dans le troisième article qui suit, nous allons continuer à explorer la deuxième direction portant sur la méthode de prévision. Comme les résultats de l'approche DDI avec la méthode WMA permettent d'améliorer les indicateurs de la MSE et du niveau moyen d'inventaire, mais détériorent l'effet coup de fouet, nous allons explorer dans cet article, le comportement des résultats de l'approche DDI face à l'adoption de la méthode WMA au niveau de l'acteur en aval, tout en intégrant une deuxième méthode d'optimisation avec une approche différente. La quantification de ces pondérations va être réalisée à l'aide d'un processus d'optimisation qui sera réalisé au niveau de l'acteur en amont en déployant une méthode d'optimisation bi-objective selon les deux critères du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet. Ce processus d'optimisation sera intégré au processus de l'approche collaborative DDI. Concrètement, l'algorithme de Newton permettant l'optimisation mono-objectif sera remplacé par un l'algorithme génétique, une méthode inspirée de la théorie de l'évolution naturelle,

permettant une optimisation selon plusieurs critères ou objectifs à la fois. Ainsi, nous allons explorer une situation jusqu'à lors non-identifiée, et nous allons caractériser à nouveau les résultats de l'approche DDI avec la méthode WMA, ainsi que les recommandations pratiques dans une telle approche de prévision collaborative.

2.3. Article 3: Bi-Objective optimization for Collaborative Forecasting in a Decentralized Supply Chain Using Genetic Algorithm

Abstract

This paper is a multidisciplinary work in the interest of supply chain management. During the planning process, actors of a decentralized system are faced to two among many issues: The first one concerns the minimisation of the inventory levels that translates into inventory costs. The second one is the bullwhip effect that presents the uncertainty caused by a lack of communication between the various links of the supply chain. A strategy called “Downstream Demand Inference” (DDI) has emerged in the supply chain theory, allowing an upstream actor to infer the demand occurring at his formal downstream actor without having to go through information sharing mechanisms. This coordination strategy is based on the adoption of Simple Moving Average (SMA) forecast method, and proved its efficiency to reduce both average inventory levels and bullwhip effect, under the hypothesis of mean-stationary causal invertible ARMA(p, q) demand processes. Recently, DDI was surveyed through Weighted Moving Average method. The weighting vector was obtained by applying the Newton’s optimisation method with regard to the minimisation of the average inventory levels’ objective. While this inventory metric was decreasing, the resulting bullwhip effect was increasing, in comparison with SMA adoption. In this paper, we build on this research line by proposing a bi-objective formulation in order to reduce both average inventory levels and bullwhip effect amplification. We adopt the Genetic Algorithm as a resolution method and we study the Pareto borders to fit as well as possible the complex reality of the matter. Based on simulation, an identified linear model allows managers to estimate the relation linking the evolution linking the two performance metrics. Finally, main articles of a benefit-sharing contract between concerned actors are proposed.

Keywords: Supply Chain Management, Downstream Demand Inference, Multi-objective Optimization, Genetic Algorithm, Bullwhip effect

2.3.1. Introduction

The supply chain management is increasingly including both theoretical methods and practical recommendations in order to draw more benefits for all supply chain links. Nowadays, a strong tendency to analyse the performance of decentralized supply chains, has taken place in the fields of research and industry. While it is not always evident to derive inventory savings, the directive line in the management field was often the presentation of strategies and adapted techniques that may contribute to supply chain sustainability, either by coordination or by cooperation.

The existence and use of production resources and storage generate costs for the upstream actor but can provide the downstream actor with a supply satisfactory in quantity and lead-time. For each economic actor, it is mainly about the optimization of local production and supply policies. In the context of the supply chain, this translates by individual optimization often performed competitively. This leads to a decentralized system where the supply chain performance is sub-optimal.

Forecasting is one of the most important organisational tools that allow average inventory reduction. It refers to the process of making future predictions based on historical data and most commonly by analysis of trends. A commonplace example is the estimation of variables of interest at some specified future horizon. Generally, forecasting needs to be well structured according to the data and the objectives to be achieved.

To better control the forecast organization between partners of a decentralized supply chain, it is interesting to look at the objectives of a recent strategy called “Downstream Demand Inference” (DDI) which has been studied more and more, in a thorough way. It is referred to a forecast coordination strategy mainly between two supply chain links: an upstream actor and a downstream actor receiving the demand of a final customer. Many works (Raghunathan, 2001; Gaur *et al.*, 2005; Ali & Boylan, 2011; Ali & Boylan, 2012; Ali *et al.*, 2017; Tliche *et al.*, 2019) have provided a wide vision on this coordination strategy. It is first about the inference of the demand occurring at the downstream actor without having to go through explicit information sharing. This point was the first engine for such coordination as privacy policies are continuously persisting in the industry fields. As it was reported in many works (Whang, 2000; Jharkharia & Shankar, 2000; Cox, 1999; Cetindamar *et al.*, 2005; Mentzer *et al.*, 2000), financial constraints, lack of information systems’ compatibility, lack of trust and unwilling of sharing risk and reward, are always leading to sub-optimal solutions for the overall supply

chain. As for the inference, it is referred to the mathematical deduction of the demand process from the orders process. The propagation of the demand across the supply chain is unique under some assumptions. The papers of Ali and Boylan (2012) and Tliche et al. (2019) already showed that the adoption of either Simple Moving Average (SMA) or Weighted Moving Average (WMA) methods in the demand forecasts insures a unique process propagation. This leads to the following conclusion: for a well-known orders process at the upstream actor, there exists a unique demand process arriving at the downstream actor. Hence, it is possible for an upstream actor to well estimate the parameters and reconstruct the demand process arriving at his formal downstream actor. It was also argued that time-series structure and parameters can be the object of information sharing instead of the explicit demand information.

In the first case, when the downstream actor is favourable to the SMA method adoption, DDI strategy proved its efficiency to provide profits by reducing the upstream actor's average inventory levels and the resulting bullwhip effect, in comparison with No Information Sharing (NIS) strategy (Ali et al., 2017; Tliche et al., 2019). The latter phenomenon refers to the increasing variability of orders up the supply chain. In this case, the performance of DDI strategy is not only related to demand and orders time-series structure, but also related to the upstream production and shipment lead times, and the setting of the horizon parameter N of the SMA method. In the second case, when the downstream actor is favourable to the WMA method adoption, the performance is moreover linked to the weighting vector of the historical horizon, in addition to time-series structure and horizon setting. Furthermore, this vector was determined according to the minimization of the upstream actor's average inventory level (Tliche et al., 2020). Hence, the non-equal weightings reduce the average inventory level but affects negatively the bullwhip effect by amplifying the orders' variability.

This paper builds on the first attempt of introducing the WMA forecast method in the context of a DDI strategy. In order to mitigate the bullwhip effect amplification while reducing the average inventory levels, and instead of adopting the mono-objective Newton's method, a bi-objective orientation was considered taking into account the two discussed performance criteria. Consequently, the privileged mathematical backgrounds in this work are time-series and multi-objective optimisation.

2.3.2. Literature review

One of the most important issues in supply chain field is bullwhip effect (Li, 2013). The bullwhip effect is presented by the upstream distortion of information flows along a supply

chain (Geunes et al., 2002; Chopra et al., 2013). This distortion is essentially characterized by the amplification of the variability of customer demand along the supply chain. We show in the figure 24 an illustration of the bullwhip effect occurring in a two-level supply chain, where the downstream actor, using an SMA forecasting method, faces an ARMA (3,2) demand process and the upstream actor faces an ARMA (3,2) orders process. The parameters of the demand process were configured as follows : $c = 10$; $\phi_1 = 0,6$; $\phi_2 = 0,2$; $\phi_3 = -0,1$; $\theta_1 = 0,4$; $\theta_2 = 0,1$; $\sigma_\xi^2 = 1$. The code of such a figure is presented in figure 51 in the Appendix G. As shown in this figure, the variances of the demand and its errors or innovations are amplified when it translates into the variance of the orders and its innovations.

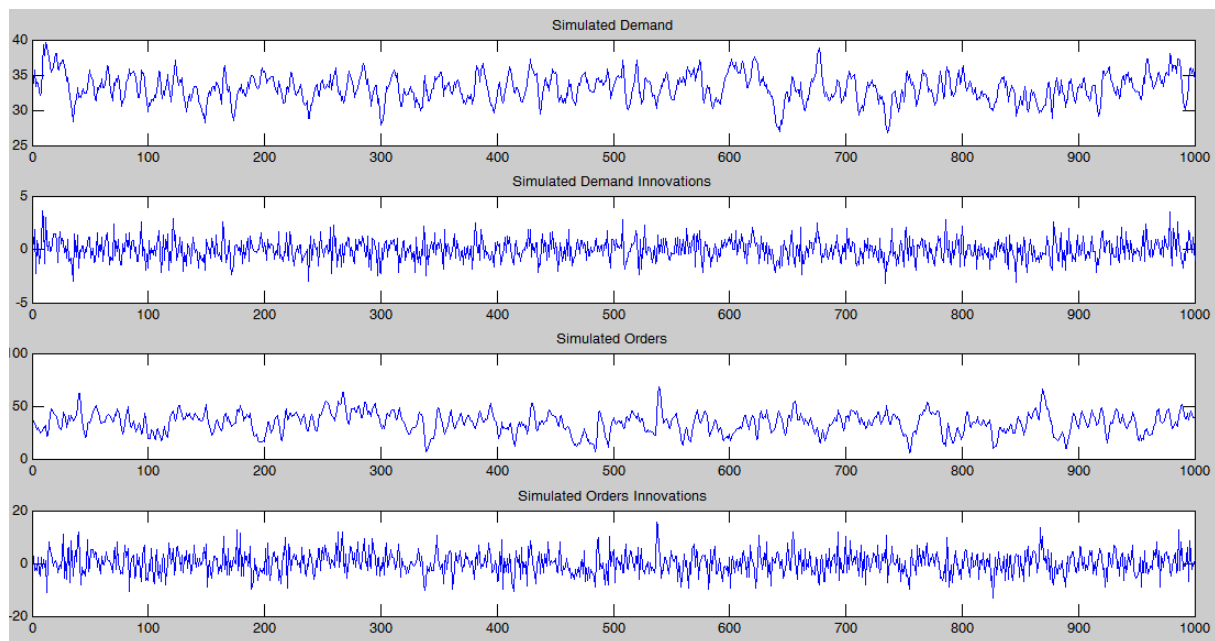


Figure 24: Illustration of the bullwhip effect occurring in a two-level supply chain where the downstream actor uses the MMSE method to predict an ARMA(3,2) customer demand

A very large number of researchers have studied this phenomenon and have tried to provide solutions to mitigate this harmful effect (Giard & Sali, 2012; Zhao & Zhao, 2015; Bironneau & Hovelaque, 2016; Devika et al., 2016; Chang et al., 2018; Sirikasemsuk & Luong, 2017; Narayanan et al., 2019; Ojha et al., 2019). Most of the studies involve quantitative analyses with time-series mathematical models, simulations and empirical studies, develop structural equations to model the different approaches and scenarios studied, and use linear and non-linear optimization methods for problem solving. Qualitative analyses are restricted to laboratory experiments (Croson & Donohue, 2006; Croson et al., 2014) and surveys (Bray & Mendelson, 2012). Lee et al. (1997) examined information distortion in the supply chain and causes related

to the bullwhip effect. Mason-Jones and Towill (1999) indicated that the bullwhip effect can be reduced if collaborative strategies address both product and information directions and both upstream and downstream. Chen et al. (2000b) analysed the impact of forecasts, timelines and information on reducing the bullwhip effect. Disney and Towill (2003a; 2003b) studied the bullwhip effect and the variation in stocks produced by an order policy. Their studies showed that increasing the historical data used for forecasting and reducing lead time reduces the bullwhip effect. In addition, they show that the Vendor-Managed Inventory (VMI) system offers an important opportunity to reduce the bullwhip effect in supply chains. Zhang (2004) studied the impact of forecasting methods on the bullwhip effect. The author concluded that the characteristics of the bullwhip effect in relation to delivery time and demand process parameters differ depending on the forecasting method adopted. Dejonckheere et al. (2004) analysed two types of reconstitution rules: replenishment policies (Order-Up-To, OUT) and smoothing policies (policies used to reduce or dampen demand variability). The authors showed that information sharing helps to significantly reduce the bullwhip effect (amplification of the variance of ordered quantities in supply chains), especially at higher levels of the chain. However, the bullwhip problem is not completely eliminated and it increases further as one moves up the chain. Fiala (2005) indicated that information asymmetry in supply chains is an important source of the bullwhip effect. The author focused on strategic partnerships and the development of information systems that can mitigate the bullwhip effect. Lee and Wu (2006) studied inventory replenishment policies in a two-tier supply chain system. The authors concluded that order batching through Statistical Process Control (SPC) outperforms traditional policies where orders are event-driven and time-driven in terms of inventory change. Wu and Katok (2006) studied the effects of learning and communication on the bullwhip effect in supply chains. The authors concluded that while training can improve individuals' knowledge and understanding of the system, it does not improve supply chain performance unless supply chain partners are allowed to communicate and share this knowledge. Croson and Donohue (2006) analysed the behavioural causes of the bullwhip effect. Conducting two experiments on two different sets of participants, the authors first showed that even in the absence of behavioural causes related to price fluctuations and demand estimates, the bullwhip effect persists because of underestimation by supply line decision makers when planning orders. Furthermore, the authors show that sharing inventory level information does not eliminate the bullwhip effect, but mitigates it by allowing upstream players to adjust their order forecasts downstream. Luong (2007) studied the bullwhip effect in a chain where demand is 1st-order autoregressive (AR (1))

in relation to variations in the self-regression coefficient and delivery time. Ouyang (2007) examined the effect of information sharing on supply chain stability and reduction of the bullwhip effect. The author argues that information sharing reduces but does not cancel out the occurrence of the bullwhip effect. Wright and Yuan (2008) showed through simulation, that Holt and Brown's prediction methods allow the mitigation of up to 55% of the bullwhip effect. Jakšič and Rusjan (2008) examined the influence of different reconstitution policies on the appearance of the bullwhip effect. Based on different response models, the authors concluded that the Single Exponential Smoothing (SES) method is effective in mitigating the bullwhip effect. The authors also showed that the choice of an appropriate replenishment rule is indeed a trade-off between reducing the bullwhip effect on the one hand, and reducing supply chain costs on the other when only the variable costs of inventory management are taken into account. Kelepouris et al. (2008) conducted a quantitative study to investigate the impact of replenishment parameters and information sharing on the bullwhip effect. Su and Wong (2008) investigated a problem of dynamic and stochastic sizing under the bullwhip effect. The authors proposed an optimization solution using the Ant Colony method while discussing the quality of the solution and the relationships between the bullwhip effect and the replenishment cycle. Agrawal et al. (2009) studied the impact of information sharing and delivery time on the bullwhip effect and available inventory. The authors showed that the reduction in delivery time is more important than information sharing in terms of reducing the bullwhip effect. Sucky (2009) stressed the importance of taking into account the risk-sharing effects that occur when orders received are statistically correlated with a correlation coefficient of less than one. The author shows that the bullwhip effect is overestimated if risk pooling effects are present. Using a simulation model, Yu et al. (2010) evaluated the cross-effectiveness of information sharing in supply chains. The authors claimed that the demand information sharing policy is the most efficient among different information sharing scenarios (sharing of capacity and inventory level information). Bhattacharya and Bandyopadhyay (2011) conducted general research studies on the effect of operational and behavioural factors of the bullwhip effect. Hussain et al. (2012) quantified the impact of supply chain design parameters on the bullwhip effect through simulation. Bray and Mendelson (2012) investigated the relationship between the transmission of information and the bullwhip effect. Through an investigation of the bullwhip effect in a sample of 4689 US firms between 1974 and 2008, the authors concluded that the phenomenon results from a tug-of-war between two opposing forces: the amplification of uncertainty and the smoothing of production. Ali et al. (2012) investigated the role of information sharing in

reducing forecast errors related to inventory performance. Through simulation, the authors indicated that the gain in accuracy of sharing forecast information depends on the demand process, and the translation into inventory savings depends on the magnitude of the improvement in forecast accuracy, regardless of the demand process. Li and Liu (2013) applied an optimization approach to reduce the bullwhip effect in an uncertain supply environment. The authors focused on uncertainties regarding demand, the production process, the supply chain structure, the implementation of inventory policy, and especially supplier order lead times. Minimizing the negative effect of these uncertainties by inducing a bullwhip effect creates a need to develop a dynamic inventory policy that increases responsiveness to demand and decreases volatility in inventory replenishment. Zhao and Zhao (2015) indicated that the bullwhip effect persists even after excluding traditional causes, and that full information sharing cannot guarantee the improvement of all supply chain performance. Bironneau and Hovelaque (2016) analysed the role of collaborative systems such as shared supply management (SSM) and mutualized supply management (MSM) in mitigating spikes in demand for supplies. Devika et al. (2016) applied a new hybrid multi-objective hybrid evolutionary optimization (MOHES) approach to reduce the bullwhip effect and net inventory amplification. The authors reported that the hybrid approach provides better solutions for greater mitigation of the bullwhip effect when compared to other more common approaches. Sirikasemsuk & Luong (2017) explored the effect of the correlation coefficient of the two error terms of a bivariate model application (1st-order Vector AutoRegressive, VAR (1), the autoregression coefficients and the variances of the error terms on the bullwhip effect. Chang et al. (2018) showed that long operational cycles increase the bullwhip effect in supply chains. Furthermore, the authors found that the bullwhip effect also hinders the ability of inventory components to forecast future sales and profit margins. Narayanan et al. (2019) showed that flexible upstream capacity constraints help to reduce the bullwhip effect, without significantly lowering service levels in the supply chain. Ojha et al. (2019) studied the effects of information sharing on order fulfillment performance (OFP). The authors showed that in situations where firms are unwilling or unable to share their information, actors face situations of compromised management performance in terms of both order execution and the negative impact of the bullwhip effect.

There has been a great deal of research into the causes of the bullwhip effect. The set of causes can be divided into two categories: operational causes and behavioural causes. With respect to operational causes, Lee et al. (1997) studied causes related to demand forecasting, batch orders, price fluctuations, rationing, and gambling shortages. The authors also showed

that strategic interaction between two players plays a role in creating the bullwhip effect. Heydari et al. (2009) and Huang and Liu (2008) investigated the causes related to delivery times. Chandra and Grabis (2005) and Aharon et al. (2009) analysed the causes related to supply policies adopted in supply chains. Geary et al. (2006) argued that the adoption of inappropriate control systems is a very important factor in amplifying the bullwhip effect. Lee et al. (1997) and Agrawal et al. (2009) studied the bullwhip effect and demonstrated that lack of transparency throughout the supply chain increases the magnitude of the bullwhip effect. Alony and Munoz (2007) studied the effect of the number of steps and limited capacity in supply chains. Bayraktar et al. (2008) investigated the role of lack of synchronisation and coordination of forecasts in creating the bullwhip effect. Moyaux et al. (2007) identified misperceptions of feedback, business processes and local optimization as key factors in the generation of the bullwhip effect. In terms of behavioural causes, Croson and Donohue (2003) and Steckel et al. (2004) identified the negligence of delays and fear of empty stock in ordering decisions, and Wu et al. (2006) identified lack of learning and training as a factor related to the appearance of the bullwhip effect.

All these problems require high correction costs that can be mitigated through better involvement and collaboration between partners (Bhattacharya & Bandyopadhyay, 2011). Faced with the problems caused by the bullwhip effect, several researchers have proposed solutions to mitigate this effect. De Almeida et al. (2015) identified, through a literature review, a list of the main approaches to mitigate the bullwhip effect. These are collaborative approaches such as information sharing policies, improved forecasting methods, replenishment policies, and reduced delivery time. The authors stressed the importance of trust, transparency of information, credibility, flexibility and knowledge sharing among actors. Thus, the performance of decentralized chains can improve, among other things, to approach that of the centralized system if, for example, a system of collaboration (cooperation or coordination) between the different actors of the same chain has been established.

While time-series models have been widely introduced in the supply chain field (Raghunathan, 2001; Zhang, 2004; Lee et al., 2000; Graves, 1999; Ali et al., 2017; Tai et al., 2019) specially to investigate information sharing effects, multi-objective optimisation was rarely been applied to address forecast coordination in supply chains. Multi-objective optimization often concerns multiple design objectives under complex, linear or nonlinear constraints. Different objectives often conflict each other, sometimes there are no truly optimal

solutions, and compromises are often necessary. In addition to this complexity, a design problem is subject to various design constraints, limited by the design codes or standards, the material properties, and the choice of available resources and costs (Deb, 2001; Farina et al., 2004). Even for mono-objective problems, the overall optimization is not easy to achieve, if the design functions are highly non-linear. Metaheuristic algorithms are very powerful to handle this type of optimization, and there are many papers in the topic of supply chains (Altıparmak et al., 2006; Wang et al., 2011; Chen & Lee, 2004; Sabri & Beamon, 2000; Yeh & Chuang, 2011; Moncayo-Martínez & Zhang, 2011) which are mainly focused on the issue of supply chain networks designs. On another hand, in contrast with mono-objective optimization, multi-objective problems are much difficult and complex (Coello, 1999; Isasi & Hernandez, 2004; Floudas et al., 2013; Gong et al., 2009; Talbi, 2009; Yang, 2014; Yang & Koziel, 2010).

In computer science and operations research, one of the most effective and popular algorithms is called Genetic Algorithm (GA) (Yassine, 2005). Many researchers in the supply chain field used the GA for the resolution of different problems (Diabat & Deskoore, 2016; Jiang et al., 2016; Hiassat et al., 2017; Nakhjirkan et al., 2019). It is referred to a metaheuristic inspired by the process of natural selection that belongs to the larger class of evolutionary algorithms (EA). GAs are commonly used to generate high-quality solutions to multi-objective optimization and research problems by relying on bio-inspired operators such as mutations, crosses and selection. (Goldberg & Holland, 1988). These operators are more explained in section 2.3.4. In this paper, we adopt the GA for the resolution of our proposed “Bi-Objective Forecast Problem” (BOFP), under the hypothesis of mean-stationary causal invertible ARMA(p, q) demand process. We will assume this assumption all along this paper.

Now that our orientation is defined, we will in a first step, detail the adopted model and in a second step, present the results and the corresponding analysis. The rest of the paper is organizing as follows. Section 2.3.3 is devoted to the supply chain model and the BOFP formulation. In section 2.3.4, we detail the adopted optimization methodology of this work. In section 2.3.5, we provide simulation results and corresponding analyses. In section 2.3.6, we present the generalization of DDI results for a multi-level supply chain. Finally, in Section 2.3.7, we present the discussions, conclusions, and potential future research directions.

2.3.3. Supply Chain Model and Bi-Objective Forecasting Problem

2.3.3.1. Supply chain model

We consider a two-level supply chain where a manufacturer (an upstream actor) receives orders from a retailer (a downstream actor). The retailer's order is placed after the receipt of the demand of a final customer, and after checking his inventory level. The replenishment policy is thus assumed to follow a periodic system and the actors are assumed to adopt an Order-Up-To inventory policy that minimizes the total costs over infinite time horizon (Lee et al., 2000). Let D_t be the demand quantity of the customer over the time period t and Y_t be the orders quantity of the retailer at the end of time period t . Once the orders are received, the manufacturer prepares and ships the required quantity after the lead-time period L . Consequently, the retailer receives the quantity Y_t at time period $t + L + 1$. As in the above-mentioned work, there are no unit orders costs. The unit inventory holding and shortage costs are constant and denoted respectively by h and s .

Let D_t be a causal invertible ARMA(p, q) demand process at the retailer (Shumway and Stoffer, 2011). This process is expressed at period t by equation (1) as follows:

$$D_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j D_{t-j} + \xi_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \xi_{t-j} \quad (1)$$

where

- $c \geq 0$ is the unconditional mean of the demand process.
- $\phi_j, j \in \{1, \dots, p\}$ are the autoregressive coefficients of the demand process.
- $\theta_j, j \in \{1, \dots, q\}$ are the moving average coefficients of the demand process.
- $\xi_t \sim N(0, \sigma_\xi^2), t \in [0, +\infty[$ are the errors terms of the demand process, independently and identically distributed according to the normal distribution.

Assuming the decentralized criteria of the two-level supply chain, the demand at the retailer is unknown for the manufacturer as he holds only orders' historical information. In such context, DDI strategy allows the manufacturer to infer that demand without having to go through formal information sharing. It was shown that, if the retailer uses the WMA/Newton method to forecast the customer's demand, the orders process at the manufacturer would also follow an ARMA(p, q) process.

Let first mathematically state the above affirmation. At the retail level, the WMA forecast method affects non-equal weights to the most recent N observations. These weights are determined by employing the Newton's method, with the objective of minimizing the manufacturer's average inventory level. At period $t + 1$, the forecast is expressed by equation (14):

$$f_{t+1} = \sum_{i=1}^N x_i D_{t+1-i} \quad (14)$$

where x_i is the weight associated to the observed demand occurring at time $t + 1 - i$, and verifying the set of constraints (C): $\begin{cases} \sum_{i=1}^N x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \quad \forall i \in \{1, \dots, N\} \end{cases}$

Now let Y_t be the order process occurring at the manufacturer at period t . This process is expressed by equation (15) (Tliche et al., 2020):

$$Y_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j Y_{t-j} + \tilde{\xi}_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \tilde{\xi}_{t-j} \quad (15)$$

where

- $c \geq 0$ is the unconditional mean of the orders process.
- $\phi_j, j \in \{1, \dots, p\}$ are the autoregressive coefficients of the orders process.
- $\theta_j, j \in \{1, \dots, q\}$ are the moving average coefficients of the orders process.
- $\tilde{\xi}_t \sim N(0, [L^2(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1} - x_i)^2) + 2Lx_1 + 1] \sigma_{\tilde{\xi}}^2)$, $t \in [0, +\infty[$ are the errors terms of the orders process, independently and identically distributed according to the normal distribution.

Thus, it was shown that the propagation of the demand across the supply chain keep the same autoregressive and moving average parameters. The only difference lies on the residual structure of the process. Indeed, the orders' error terms $\tilde{\xi}_t$ are a linear function of the demand's errors terms, expressed by $\tilde{\xi}_t = L(\sum_{i=1}^N x_i(\xi_{t-i+1} - \xi_{t-i})) + \xi_t$. Considering such transformations, the propagation is unique. The manufacturer is consequently able to infer the demand at the retailer without need of information sharing mechanisms.

2.3.3.2. Upstream Actor's Bi-Objective Forecasting Problem

If the retailer adopts WMA/Newton method, two important results are to be taken into account: the first one is the induction of additional inventory savings at the manufacturer; hence, it is the profit key to convince his formal downstream actor by proposing a benefit-sharing mechanism. However, the second result correspond to the amplification of the bullwhip effect, in comparison with the situation where SMA method is adopted. In reality, optimizing two conflictive objectives in the same time is not possible.

Since the amplification of the bullwhip effect is irreversible, the idea is to mitigate it by applying an optimisation process, on the two objectives, namely, the minimisation of the average inventory levels and the minimisation of the amplification of the bullwhip effect. Under DDI strategy, while $\tilde{I}_t^{DDI}(x)$ presents the average inventory level of the upstream actor from period $t + 1$ to period $t + L + 1$, where $x^t = (x_1, \dots, x_N)$ is the weighting vector of the most recent N historical observations, the second metric $BEE^{DDI}(x)$ presents the ratio of the bullwhip effect generated by employing WMA method, reported to the bullwhip effect generated by employing SMA method. The two objective expressions are given by the work of Tliche et al. (2020). The problem (BOFP) is then formulated as follows:

$$\begin{aligned}
 \text{(BOFP): } & \begin{cases} \mathbf{min} \text{ the average inventory levels} \\ \mathbf{min} \text{ the bullwhip effect evolution} \end{cases} \\
 \Leftrightarrow \text{(BOFP): } & \begin{cases} \mathbf{min} \tilde{I}_t^{DDI}(x) \\ \mathbf{min} BEA^{DDI}(x) = \frac{BWeffect^{WMA}}{BWeffect^{SMA}}(x) \\ \text{subject to } \begin{cases} \sum_{i=1}^N x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, N \\ x^t = (x_1, \dots, x_N) \end{cases} \end{cases} \\
 \Leftrightarrow \text{(BOFP): } & \begin{cases} \mathbf{min} \frac{c}{2(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j)} + K\sigma_{\xi} \sqrt{MSE^{DDI}(x)} \\ \mathbf{min} \frac{N^2[L^2(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2) + 2Lx_1 + 1]}{2L^2 + N^2 + 2NL} \\ \text{subject to } \begin{cases} \sum_{i=1}^N x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, N \\ x^t = (x_1, \dots, x_N) \end{cases} \end{cases}
 \end{aligned}$$

where

$$\begin{aligned} \text{MSE}^{\text{DDI}}(\mathbf{x}) = & (L + 1)\gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^L i \gamma_{L+1-i} + (L + 1)^2 \left[\gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 + 2 \sum_{j=1}^{N-1} \left(x_j \sum_{i=j+1}^N x_i \gamma_{i-j} \right) \right] \\ & - 2(L + 1) \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j \gamma_{i+j-1} \end{aligned}$$

is the mean squared error over the lead-time period L at weighting configuration \mathbf{x} , γ_j is the auto-covariance function of the demand process at time period j , $K = F_{N(0,1)}^{-1} \left(\frac{s}{s+h} \right)$ is the reciprocal standard normal distribution at $\frac{s}{s+h}$, and σ_{ξ} is the standard deviation of the orders' error terms ξ_t .

The two non-linear objective functions at the BOFP formulation shows the complexity of the matter. While, the first function depends on lead time L and parameter N , weighting vector \mathbf{x} , demand time-series structure (c, ϕ_j, γ_j) , orders time-series structure (σ_{ξ}) and holding and shortage costs (h, s) , the second function depends on weighting vector \mathbf{x} , lead time L and parameter N . Since it is not evident to show the conflictive character of the two functions, the simulation work in section 2.3.5 will help us to illustrate it from the Pareto borders.

2.3.4. Optimization Methodology

2.3.4.1. Multi-objective Optimization

Multi-objective problems are of growing interest in the industry where managers are forced to try to optimize conflicting objectives. Multi-objective optimization is a mathematical branch that allows the optimization (minimization or maximization) of multiple objective functions under some defined set of constraints. In this context, instead of a unique best solution, a set of solutions, called “non-dominated”, are derived in order to get a good approximation to the theoretical Pareto front. As the Pareto border is convex, there is no guarantee that the found solutions will be uniformly distributed along this border. Besides, the algorithms working well for mono-objective optimization do not directly work for multi-objective problems. Generally, preliminary modifications, such as combining multiple objectives into a single objective using some weighted additive methods, are often required. In addition to these challenges, another issue concerns the insufficient diversity of generated solutions. Indeed, new iterated solutions are required to effectively sample the search space, which is not always the case (Erfani & Utyuzhnikov, 2011; Yang & Koziel, 2010; Coello et al., 2007; Deb, 2014).

Evolutionary Computation presents one of the most important fields that respond to multi-objective optimization. In this research field, a large set of algorithms allow the resolution of multi-objective problems. These Evolutionary Algorithms (EAs) are stochastic and mostly heuristic. This means to search only a part of search space using heuristics information. Instead of searching the overall space, finding the best solutions in each population and using them to improve newer solutions allow these algorithms to search only promising regions of the search space. These algorithms are sometimes criticized because they do not lead to similar solutions after several executions, as opposed to deterministic algorithms, which provide same solutions after every execution. However, when the dimension of the problem is high, deterministic algorithms have a much slower speed of execution and risk stopping on locally optimal solutions.

The popularity of these EAs has made their applications common in many research areas. Another advantage of EAs is that they consider optimization problems as black boxes. Users of EAs, as opposed to gradient-based optimisation algorithms, do not require knowing the shape of search space and its derivation.

2.3.4.2. Genetic Algorithm

One of the first and well-regarded EAs is GA. This algorithm mimics Darwinian theory of “Survival of the fittest” in nature (Holland, 1992). In nature, the most tenacious organisms are more likely to survive, and later, pass on their genes to future generations. Over time, the best genes that are transferred from one generation to another become dominant. Inspired by chromosomes and genes, the GA algorithm represents optimisation problems as a set of variables. Each solution for an optimisation problem corresponds to a chromosome and each gene corresponds to a variable of the problem. For example, for a problem of dimension 12, GA uses chromosomes with 12 genes thus corresponding to the 12 variables.

The process of GA is simple. The first step is to randomly consider a starting population as solutions that will be evaluated by a fitness function, hence indicating their respective relevancies. In a second step, an iterative process is performed in order to choose the fittest or elite solutions. In each iteration, the best solutions are selected, stochastically combined and mutated, to produce the next set of solutions. It is all about the three main components that integrate the body of GA: Selection, Crossover and Mutation. The crossover and mutation operators are equipped with several stochastic functions such as weighted sum functions and probabilistic distributions. More about these stochastic functions and stopping criteria are

detailed in the work of Goldberg and Holland (1988) and Safe *et al.* (2004). In our case study, the adopted Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA) is detailed as follows:

- Step 1: Evaluate each observation according to a fitness function f :

$$f(x) = (f_1(x); f_2(x)).$$

- Step 2: Repeat
 - The Selection function selects two individuals from the population as the parents of the next generation in terms of their scaled values from the fitness scaling function. Concretely, the identification of each parent is done through a stochastic uniform function, laying out a line where each parent corresponds to a section of the line of length proportional to its expectation.
 - The Crossover function associates two observations, or two parents, to produce a new observation, or a child for the next generation. In our case, the generation is done through a scattered function that creates a random binary vector where one presents the case of selecting the gene from the first parent and zero presents the case of selecting the gene from the second parent.
 - The Mutation function makes small random changes for individuals in the population, which generate genetic diversity and allow the GA to seek a larger space. In our case, the Constraint dependant and more specifically, the Adaptive feasible function is used as a mutation function. This function randomly generates directions that are adaptive with respect to the last effective or ineffective generation. Besides, a step length characterizes each direction so constraints are not violated.

Until stopping criteria.

- Step 3: Return the candidate solutions still called chromosomes.

The main advantage of MOGAs is that they are intrinsically parallel. This parallelism makes it possible to explore broad search spaces without needing to exploit a specific heuristic. Thus as discussed, the MOGA does not give a solution but a set of optimal solutions that form the Pareto border. Each solution on this border is an acceptable solution for the MFOP, and presents a different configuration of the weighting vector. The resulting Pareto-optimal solutions are

much more interesting than a single solution since they allow flexibility when considering real data and allow managers to exploit their own experiences in choosing the adequate solution.

2.3.5. Simulation Results and Analyses

The MOGA is already implemented on Matlab software. This function was exploited for all different problems with regard to the simulated ARMA(p, q) models stated in Table 14. These demand models are the same as the one listed in the paper of Tliche *et al.* (2020), for purpose of comparison. We also set $c = 10$, $N = 12$ and $L = 5$. We defined the bi-objective function (fitness function) f on a separate Matlab file and we have tested the algorithm using a fixed population size set at 20. The stopping criterion can be defined in many ways. We can use either a given tolerance and/or a fixed number of iterations. We kept the default parameters, specifically; the maximum number of iterations was set at 100, and the function tolerance at 10^{-6} . The computing time is at the scale of some minutes on a Windows 7 professional system. For each execution, the MOGA provided 63 solutions thus describing the Pareto border of each simulated problem.

2.3.5.1. Pareto optimization

The figures' set in Appendix F shows the results of Pareto optimization according to the specified demand models. As discussed, each solution in each figure is defined by its evaluation function. Thus, the evaluation function $f_1(x) = \bar{I}_t^{\text{DDI}}(x)$, $f_2(x) = \text{BEA}^{\text{DDI}}(x)$ presents independently the two objective functions of the BOFP. In addition, each solution characterizes a different weighting vector setting during the forecast process. With such flexibility, managers are often able to choose which solutions best match their expectations. For example, if we look at the 1st Pareto border in the Appendix F; namely, the resulting Pareto-optimal solutions of problem 1 (demand model 1), the average inventory level is in the range of [11.48; 11.66] and the bullwhip effect amplification is in the range of [0.71; 2]. First, it is clear that all the solutions present bullwhip effect evolutions, less intense than that provided by the WMA/Newton method, which was evaluated at 8.0351. If managers are more worried about the bullwhip effect reduction, rather than reducing their average inventories, they have to look at the projection along the second axis and then select a solution among the solutions that lie at the end of the border. Indeed, let consider one solution and analyze the performance results of its setting. The weighting vector identified by the solution $x^* = (0,028; 0,072; 0,092; 0,081; 0,102; 0,084; 0,073; 0,108; 0,121; 0,092; 0,075; 0,066)$ characterizes the evaluation function $f^* = (\bar{I}_t^{\text{DDI}} = 11.6552; \text{BEA}^{\text{DDI}} = 0.7186)$. The value of

0.7186 of BEA^{DDI} means that the bullwhip effect generated when using the WMA/GA method reduces by 28,14% compared to the bullwhip effect generated when the SMA method is used. This setting corresponds to the maximal reduction in terms of bullwhip effect amplification, among all the solutions forming the Pareto front of problem 1.

2.3.5.2. Comparative study between WMA/GA and WMA/Newton forecasting methods

For purpose of comparison and more investigation, we consider in Table 14, the different results of average inventory levels and bullwhip effect amplifications according to the adopted forecasting methods. For each problem characterized by its own demand model, while the reported results of WMA/Newton are the same as reported in the work of Tliche *et al.* (2020), the results of WMA/GA in this table correspond to the solutions marked with 4-pointed stars (star-solutions) in the Appendix F, thus minimizing the bullwhip effect amplifications among all the Pareto-solutions.

Table 14: Average inventory level and bullwhip effect amplification according to WMA/Newton and WMA/GA with star-solution

Demand Model	\bar{I}_t^{DDI}		BEA^{DDI}	
	WMA/Newton	WMA/GA	WMA/Newton	WMA/GA
1	11.4855	11,6552	8.0351	0.7186
2	14.2098	14,3869	8.8732	1,1233
3	18.2922	18,7491	10.2814	0,9949
4	7.4038	7,5061	7.5548	0,6520
5	7.7376	7,8811	7.8568	0,5944
6	8.0942	8,2293	8.1322	0,7465
7	11.7838	11,9200	8.2624	0,8932
8	12.0835	12,3569	8.5025	0,6714
9	13.4401	13,8743	9.5634	0,8538
10	14.1049	14,9002	10.2073	0,6415

11	14.4536	15,0148	10.5797	0,9764
12	14.8132	15,1154	10.9764	1,6828
13	15.2839	16,0223	11.3773	1,0110
14	10.7887	10,9570	8.0352	0,7555
15	15.6680	16,0364	9.1444	0,9908
16	16.0256	16,1562	9.5308	1,6021
17	16.4813	16,8579	10.2582	1,1342
18	8.3972	8,4774	7.3549	0,6455
19	8.5747	8,6403	7.4530	0,8931
20	8.7030	8,8272	7.5625	0,6441

First, if we look at the last column of Table 14, we can see that only 5 among the 20 problems' solutions, perform a value of BEA^{DDI} that is greater than one. 75% of our simulations show that solutions provided by the use of the WMA/GA method reduce the bullwhip effect when compared to the use of the SMA method. Second, Table 14 shows that a very slight increase in the average inventory levels corresponds to an important decrease in the bullwhip effect amplifications. For example, considering problem 20 (demand model 20), the results of WMA/Newton forecasting method reported a value of BEA^{DDI} equal to 7.5625 and the corresponding percentage decrease in terms of bullwhip effect amplification when adopting the WMA/GA is equal to $\left| \frac{0,6441-7.5625}{7.5625} \right| \times 100 \approx 91.48\%$. Likewise, the results of WMA/Newton forecasting method reported a value of $\tilde{I}_t^{DDI} = 7.5625$ and the percentage increase in terms of average inventory levels is equal to $\left| \frac{8,8272-8.7030}{8.7030} \right| \times 100 \approx 1.42\%$. The two performance metrics behave conflictedly such as “return” and “risk”. While it's interesting to investigate the behaviors of the performance metrics, we present in Table 12, the percentages gaps separating WMA/Newton to WMA/GA, where the sign (↘) designates an improvement or a decrease and the sign (↗) designates a deterioration or an increase, in these performance metrics. These performance variations are computed in percentages in the following manner:

$$MSE^{DDI}_{Improvement} = \left| \frac{MSE^{DDI^*} - MSE^{NIS}}{MSE^{NIS}} \right| \times 100$$

and

$$\tilde{I}_t^{DDI}_{Improvement} = \left| \frac{\tilde{I}_t^{DDI^*} - \tilde{I}_t^{NIS}}{\tilde{I}_t^{NIS}} \right| \times 100$$

Table 15: Evolution in percentage of average inventory level and bullwhip effect amplification during the transition from WMA/Newton to WMA/GA with star-solution

Demand Model	\tilde{I}_t^{DDI} variation	BEA^{DDI} variation
1	↗ 1.47 %	↘ 91.05 %
2	↗ 1.24 %	↘ 87.34 %
3	↗ 2.49 %	↘ 90.32 %
4	↗ 1.38 %	↘ 91.36 %
5	↗ 1.85 %	↘ 92.43 %
6	↗ 1.66 %	↘ 90.82 %
7	↗ 1.15 %	↘ 89.18 %
8	↗ 2.26 %	↘ 92.10 %
9	↗ 3.23 %	↘ 91.07 %
10	↗ 5.63 %	↘ 93.71 %
11	↗ 3.88 %	↘ 90.77 %
12	↗ 2.04 %	↘ 84.66 %
13	↗ 4.83 %	↘ 91.11 %
14	↗ 1.55 %	↘ 90.59 %
15	↗ 2.35 %	↘ 89.16 %
16	↗ 0.81 %	↘ 83.19 %

17	↗ 2.28 %	↘ 88.94 %
18	↗ 0.95 %	↘ 91.22 %
19	↗ 0.76 %	↘ 88.01 %
20	↗ 1.42 %	↘ 91.48 %
Mean	↗ 2.16 %	↘ 89.92 %

Table. 15 shows that percentage decrease in bullwhip effect amplification, exceeds far away the percentage increase in average inventory levels. Based on the twenty models, the average reduction in terms of bullwhip effect amplification is nearly 44 times the increase in average inventory levels. This result reflects the strength of the GA in effectively detecting solutions that match the managers’ bullwhip effect’s orientation. Expecting a relation between the two percentages, Figure 25 shows a grouped bar graph enlightening these results.

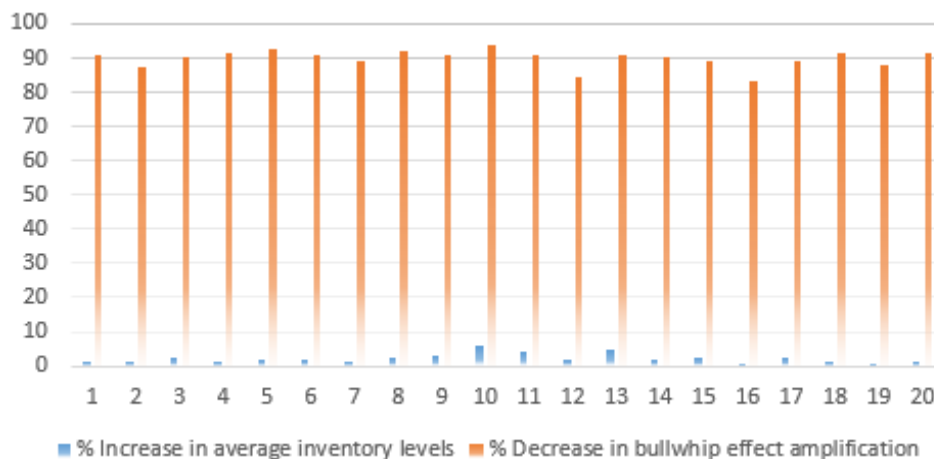


Figure 25: Bar graph of the evolution in percentage of average inventory level and bullwhip effect amplification during the transition from WMA/Newton to WMA/GA with star-solution

Figure 25 suggests a potential relation that may exist between the percentage increase in average inventory levels to the percentage decrease in bullwhip effect amplification. If a relation is statistically significant, managers can adopt the adequate model to describe the complex relation linking the percentage increase in average inventory levels, to the decrease in bullwhip effect amplification, and to predict variations while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA method. It allows managers to understand how average inventory levels and bullwhip effect behave conflictedly such as “return” and “risk”.

2.3.5.3. On the effects of switching from WMA/Newton to WMA/GA forecasting

Performed under SPSS software, tables 16, 17 and 18 show the resulting output of the linear regression of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solutions forecasting method.

Table 16: Contribution of the linear model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecast method

Model	R	R ²	R ² _{adjusted}	Standard error of estimation
1	,446 ^a	,199	,154	2,34118183157918

a. Prédicteurs : (Constante), Increase in average inventory levels

Table 17: Analysis of variance of the linear model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method

Model		Sum of Squared	ddl	Mean of Squared	F	Sig.
1	Regression	24,474	1	24,474	4,465	,049b
	of Student	98,660	18	5,481		
	Total	123,134	19			

Table 18: Coefficients of the linear model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method

Model		Unstandardized coefficients		Standardized coefficients	t	Sig.
		B	Standard Error	Bêta		
1	(Constant)	88,061	1,028		85,691	,000
	Increase in average inventory levels	,863	,408	,446	2,113	,049

a. Dependant variable : Decrease in bullwhip effect amplification

The first thing to do when examining the results is to check whether the linear model explains significantly more variability of the dependent variable than a model without a predictor. In other words, we must first make a decision on the null hypothesis that there is no relationship between the dependent variable and the independent variable. To make this decision, the results of the Table 17 must be interpreted. For a model to be relevant, the improvement obtained with the independent variable must be large and the residuals between the observed values and the regression line, low. To check this relevancy, SPSS performs the F value test.

In this study, the value of F is equal to 4,465 and is significant at $p\text{-value} < 0.05$. This means that the probability of obtaining an F value of this magnitude by chance is less than 5%. In this case, we reject the null hypothesis and conclude that there is a statistically significant relationship linking the dependent variable (Y = the percentage decrease in bullwhip effect amplification) to the independent variable (X = percentage increase in average inventory levels).

When the model makes a significant improvement, the extent to which the data is adjusted to this model should be reported. In some way, it is possible to quantify how much the model represents the dispersion of the points in the graph. This information is in the Table 16 with the index R that presents the value of the multiple correlation between the variables of the model. In our study, the multiple correlation R represents the combined correlation of all independent variables of a model with the dependent variable. Since we have only one independent variable, this coefficient is identical (in absolute value) to the correlation coefficient r linking the two performance indicators. Our statistical study shows that the correlation coefficient, displays an absolute value of the order of 0.446. Knowing that this value is between 0 and 1, it suggests that the relationship between the two metrics is of medium intensity. Then, if we squared the correlation coefficient, we get the R^2 value (0,199). This indicates the proportion of the variability of the dependent variable Y explained by the regression model. We can therefore say that the percentage increase in the average inventory levels can explain 19,9% of the variation of the percentage decrease in bullwhip effect amplification. Besides, the global explanatory power of the model is not very important ($R^2_{\text{adjusted}} = 0.154$). We conclude that the linear model is statistically significant ($F = 4.465$; $ddl = 19$; $p\text{-value} < 0.05$) but doesn't fit very well the simulated data.

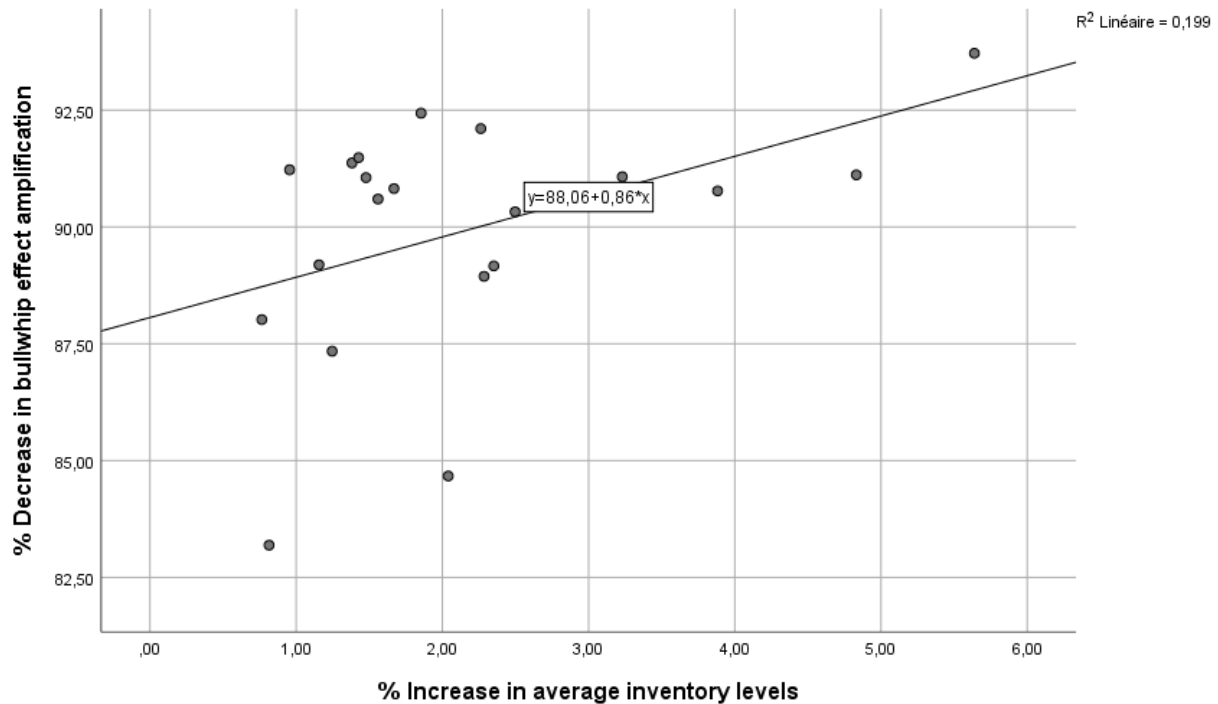


Figure 26: Illustration of the linear adjustment model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method

Figure 26 shows schematically the linear relation linking the two indicators. While the p-values of the constant (0.000) and the coefficient (0.049) in Table 18 are significant at the 5% risk threshold, the empirical model of such relation is expressed by equation (25) as follows:

$$\hat{Y}_i = 88.06 + 0,86 X_i \quad (25)$$

⇔ Predicted percentage decrease in bullwhip effect amplification
 = 88.06 + (0,86 × Percentage increase in average inventory level)

Consequently, managers of supply chains are able to quantify the estimated percentage increase in their average inventory levels while selecting a solution that minimizes the bullwhip effect amplification. Based on our simulations, it's interesting to note that, when the percentage increase in the average inventory levels increases by one unit, the percentage decrease in bullwhip effect amplification increases by nearly 0.86. This value may be a subject of variation according to the data, but is still encouraging for managers disposing of a margin of flexibility on their inventories. However, the constant value of 88.06, even significant in the empirical model, has not a real interpretation since we cannot improve one metric without deteriorating the other one. Other more explanatory models such as nonlinear models or the introduction of

more explicative variables can also be recommended. For this reason, we check if a nonlinear model is more suitable for our simulation results. More specifically, we show respectively in Figure 27 and Figure 28, the tests of a quadratic model and a cubic model for such relation.

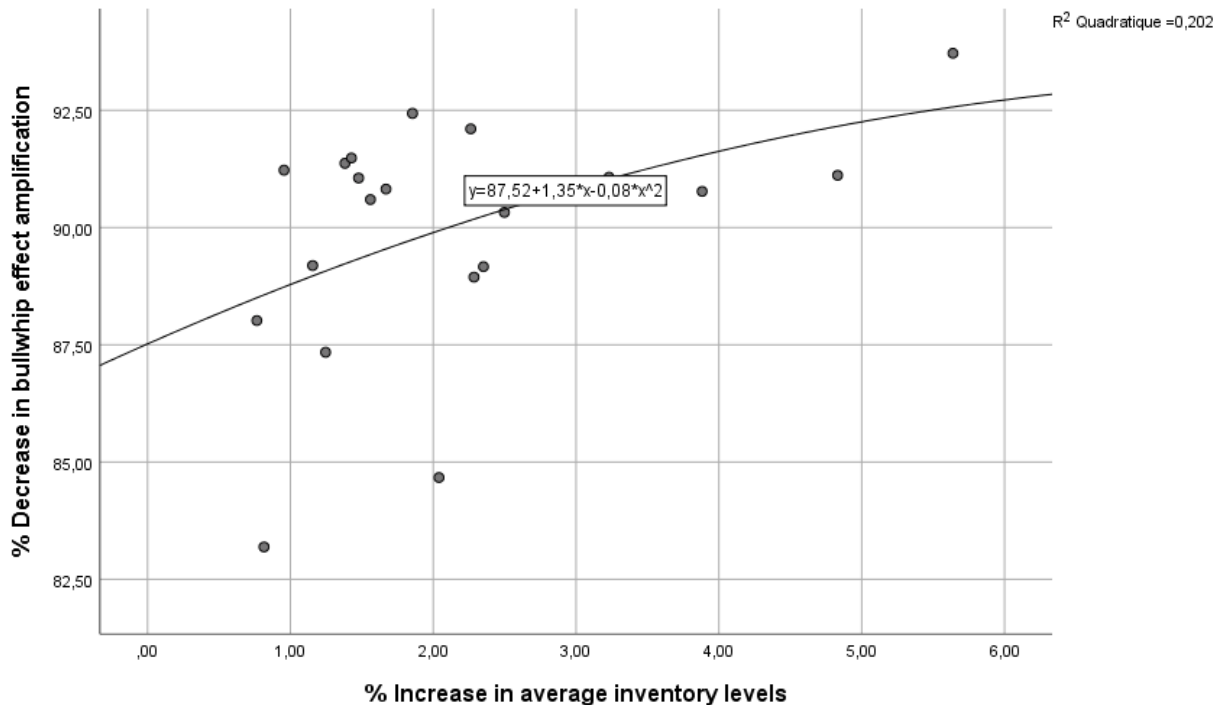


Figure 27: Illustration of the quadratic adjustment model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method

Figure 27 shows the quadratic model linking the two discussed percentages indicators. Since the R^2 value increases to attain 0.202, the quadratic model explains a little more variability of the dependent variable Y (the percentage decrease in the bullwhip effect amplification in this case), than the first linear model. We can also note a slight decrease in the value of the constant but still not reaching the point (0; 0). The quadratic model is then expressed by equation (26) as follows:

$$\hat{Y}_i = 87.52 + 1.35 X_i - 0.08 X_i^2 \quad (26)$$

⇔ Predicted percentage decrease in bullwhip effect amplification
 = 87.52
 + 1.35 × Percentage increase in average inventory level – 0.08
 × (Percentage increase in average inventory level)²

Such model proposes that the percentage decrease in bullwhip effect amplification increases by nearly 1,35 times the percentage increase in average inventory level and decreases by 0,08 times the squared percentage increase in average inventory level. This model then captures, in a quadratic form, the complex behavior linking bullwhip effect evolution to average inventory level evolution, while switching from the WMA/Newton solution to the WMA/GA star-solution.

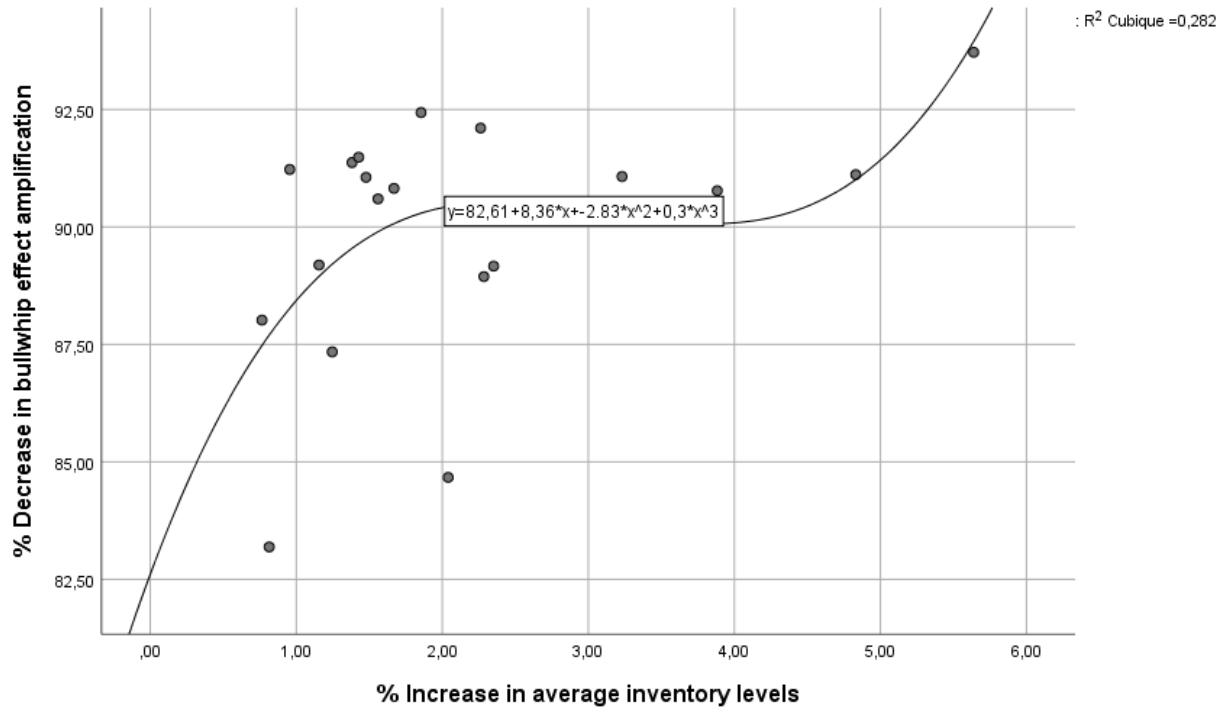


Figure 28: Illustration of the cubic adjustment model of the percentage decrease of bullwhip effect amplification, on the percentage increase in average inventory levels, while switching from the WMA/Newton to the WMA/GA star-solution forecasting method

Figure 28 shows the cubic model linking the two discussed percentages indicators. Since the R^2 value increases to attain 0.282, the cubic model explains the highest variability of the dependent variable Y (the percentage decrease in the bullwhip effect amplification in this case), among the three tested models. We also note a slight decrease in the value of the constant but still not reaching the point (0; 0). The cubic model is expressed by equation (27) as follows:

$$\hat{Y}_i = 82.61 + 8.36 X_i - 2.83 X_i^2 + 0.3 X_i^3 \quad (27)$$

$$\begin{aligned}
&\Leftrightarrow \text{Predicted percentage decrease in bullwhip effect amplification} \\
&= 88.61 \\
&+ 8.36 \times \text{Percentage increase in average inventory level} - 2.83 \\
&\times (\text{Percentage increase in average inventory level})^2 \\
&+ 0.3 \times (\text{Percentage increase in average inventory level})^3
\end{aligned}$$

Such model proposes that the percentage decrease in bullwhip effect amplification increases by nearly 8,36 times the percentage increase in average inventory level, decreases by 2.83 times the squared percentage increase in average inventory level and increases by 0,3 times the cubic percentage increase in average inventory level. We also note a slight decrease in the value of the constant. This model captures, in a cubic form, the complex behavior linking bullwhip effect evolution to average inventory level evolution, while switching from the WMA/Newton solution to the WMA/GA star-solution. Among the three tested models, the cubic one is the most precise but the most complex at the same time. As much as we gain in complexity, we gain in precision. Based on these results, we recommend supply chain forecasting managers, to employ the cubic model despite its complexity.

2.3.6. Generalization for multi-level supply chains

The DDI results where the downstream actor adopts the WMA/GA forecasting approach can be extended to multi-level supply chains where there is more than two actors. Let consider a n -level supply chain where each downstream actor places an order to his formal upstream actor after revising his inventory level. We suppose that all actors accept to adopt DDI strategy while adopting the WMA/GA forecasting. Then each actor $i = 2, 3, \dots, n$ will use the WMA/GA forecasting approach by considering the weighting vector delivered by his formal upstream actor $i - 1$ after performing his bi-objective optimization. Then every upstream actor $i = 1, 2, \dots, n - 1$ is able to infer the demand occurring at his formal downstream actor $i + 1$. Notice that the first upstream actor is not concerned about a specific forecasting approach. Figure 29 shows a demonstration of such a multi-level supply chain.

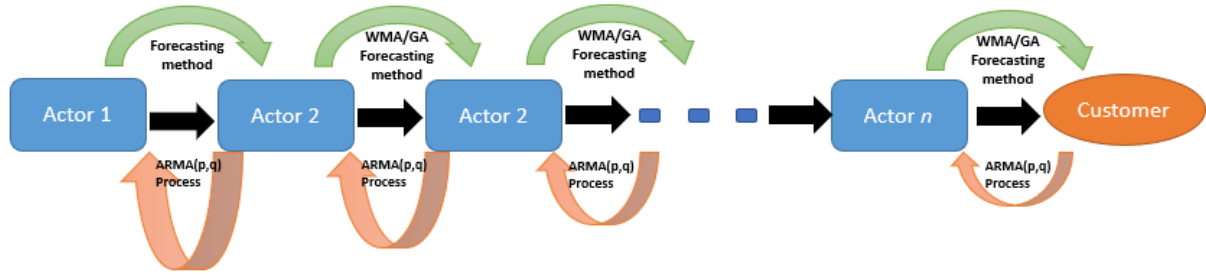


Figure 29: n-level supply chain where actors accept DDI while adopting WMA/GA forecasting method

In a set configuration such as in Figure 29, every actor i is required to pass the information of the optimization vector x^* to his formal downstream actor so that the latter can use it in his demand forecasting. As discussed above, we suppose that this vector corresponds to the vector of the star-solution minimizing the bullwhip effect amplification among all the pareto-solutions of the upstream actor's optimization. Let us now suppose a customer of a single product whose demand follows an $ARMA(p, q)$ process at the actor n . After revising his inventory level, this actor will place an order at the actor $n - 1$. The order process will keep the same autoregressive moving average structure such as the demand, but the error variability will increase as one moves further up in the supply chain. To illustrate the matter, let consider an example of an initial customer's demand model of an $ARMA(2,1)$ defined by:

$$D_t = 10 + 0,2 D_{t-1} + 0,15 D_{t-2} + \xi_t + 0,1 \xi_{t-1}$$

where $\xi_t \sim N(0, 1)$ is the standard normal distributed error at period t .

The order process arriving at the actor $n - 1$ is also an $ARMA(p, q)$ process defined by:

$$Y_t = 10 + 0,2 Y_{t-1} + 0,15 Y_{t-2} + \tilde{\xi}_t + 0,1 \tilde{\xi}_{t-1}$$

where $\tilde{\xi}_t \sim N(0, [L^2(x_1^2 + x_N^2 + \sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1} - x_i)^2) + 2Lx_1 + 1])$ is the normal distributed error at period t , and where x_i are the GA's weights shared by the actor $n - 1$ and used by actor n in his forecasts.

We present in Table 19 the percentages of variation where the DDI strategy with the WMA/GA forecasting method is compared to the NIS strategy with the MMSE forecasting method and compared to the DDI strategy with the WMA/Newton forecasting method, in terms of average inventory level and bullwhip effect at actor $n - 1$, where the historical N value was fixed at 12 and the lead-time value L was fixed at 5.

Table 19: NIS and DDI results for ARMA(2,1) demand process

	% of variation when adopting DDI with WMA/GA rather than NIS	% of variation when adopting DDI with WMA/GA rather than DDI with WMA/Newton
Average inventory level	- 38,30 %	+ 1,55 %
Bullwhip effect	- 75,55 %	- 90,59 %

As shown at Table 19, if the downstream actor n adopts the WMA/GA method where the ponderation vector is the star-solution provided by the upstream actor $n - 1$, i.e. $x^* = (0,084; 0,111; 0,088; 0,072; 0,089; 0,087; 0,114; 0,098; 0,079; 0,057; 0,055; 0,066)$, the latter will reduce his average inventory level by 38,3% compared to the situation where NIS strategy is adopted, but increase his average inventory level by 1,55% compared to the situation where the DDI strategy is adopted through the Newton method at the downstream actor n . The adoption of the ponderation vector provided by the GA, when compared to the adoption of the ponderation vector provided by the Newton method, does not severely impact the average inventory level of the upstream $n - 1$, but highly impact positively the variation of the bullwhip effect. Indeed, Table 19 shows an enhancement of 75,55% when compared to NIS strategy with the MMSE method and 90,59 % when compared to DDI with the WMA/Newton method. Such reductions are translatable into real cost savings if both actors were favorable to collaborate through a benefit sharing contract. That is, we suppose that the downstream actor n is favorable to such contract if he will gain a part of the savings at the upstream actor $n - 1$.

We consider these simulations results can be expanded to a multi-level supply chain. For formal generalization to a n -level supply chain, let suppose every upstream actor $i = 1, \dots, n - 1$ of a supply chain propose a revenue-sharing contract to his formal downstream actor in order to convince him to adopt WMA/GA forecasting method by adopting the star-solution. Let R_i be the cost savings of DDI adoption related to both bullwhip effect and average inventory level metrics at actor i .

When comparing to the NIS strategy with the MMSE method and comparing to the DDI with the Newton method, the resulting bullwhip effects reductions at the actor i of the n -level supply chain can be, in this case, expressed respectively by:

$$(Bullwhip\ effect_{WMA/GA}^{DDI})_i = 0,2445 \times (Bullwhip\ effect_{MMSE}^{NIS})_i$$

and

$$(Bullwhip\ effect_{WMA/GA}^{DDI})_i = 0,0941 \times (Bullwhip\ effect_{WMA/Newton}^{DDI})_i$$

When comparing to the NIS strategy with the MMSE method and comparing to the DDI with the Newton method, the resulting average inventory variations at the actor i of the n -level supply chain are in this case, respectively expressed by:

$$(\tilde{I}_{t_{WMA/GA}}^{DDI})_i = 0,617 \times (\tilde{I}_{t_{MMSE}}^{NIS})_i$$

and

$$(\tilde{I}_{t_{WMA/GA}}^{DDI})_i = 1,0155 \times (\tilde{I}_{t_{WMA/Newton}}^{DDI})_i$$

First, let $\pi_i^{i+1} = R_i - C_i^{i+1}$ be the net profit of such collaboration which will be shared with the downstream actor $i + 1$ according to their contract. As R_i is function of bullwhip effect and average inventory variations, we will express R_i by equation (28) as follows:

$$\begin{aligned} R_i &= F_A \left(\begin{array}{c} \tilde{I}_{t_{WMA/GA}}^{DDI} \\ Bullwhip\ effect_{WMA/GA}^{DDI} \end{array} \right) \times 1_A + F_B \left(\begin{array}{c} \tilde{I}_{t_{WMA/GA}}^{DDI} \\ Bullwhip\ effect_{WMA/GA}^{DDI} \end{array} \right) \times 1_B \\ \Leftrightarrow R_i &= F_A \left(\begin{array}{c} 0,617 \times \tilde{I}_{t_{MMSE}}^{NIS} \\ 0,2445 \times Bullwhip\ effect_{MMSE}^{NIS} \end{array} \right) \times 1_A \\ &\quad + F_B \left(\begin{array}{c} 1,0155 \times \tilde{I}_{t_{WMA/Newton}}^{DDI} \\ 0,0941 \times Bullwhip\ effect_{WMA/Newton}^{DDI} \end{array} \right) \\ &\quad \times 1_B \end{aligned} \tag{28}$$

where A presents the switching from the NIS strategy with the MMSE forecasting method to the GA star-solution in the WMA forecasting method, B presents the switching from the Newton solution to the GA star-solution in the WMA forecasting method in a DDI strategy, F_A and F_B are cost functions depending on average inventory level and bullwhip effect, respectively in the cases of A and B, and 1_A (respectively 1_B) is the dummy variable taking 1

if the situation corresponds to A (respectively B), 0 otherwise. Second, the costs of adopting WMA/GA are related to the GA star-solution's information sharing in addition of the implementation costs. Let C_i^{i+1} be the sum of the star-solution's information sharing cost at actor i and the implementation cost at actor $i + 1$. Third, let β_i be the proportion of the net profit π_i^{i+1} shared with the downstream actor $i + 1$, where β_i verifies $0 \leq \beta_i \leq 1$.

Let π_i be the net profit from the bullwhip effect reduction at the actor i , resulting from concluding two contracts of collaboration with actor $i - 1$ and actor $i + 1$ is expressed by equation (29) as follows:

$$\begin{aligned} \pi_i &= \beta_{i-1}\pi_{i-1}^i + (1 - \beta_i)\pi_i^{i+1} \\ \Leftrightarrow \pi_i &= \beta_{i-1}(R_{i-1} - C_{i-1}^i) + (1 - \beta_i)(R_i - C_i^{i+1}) \end{aligned} \quad (29)$$

In a supply chain configuration such as shown in figure 29, there is no actor 0 for actor 1 and only one contract can be established with actor 2 which implies $\beta_0 = 0$ and $\pi_0^1 = 0$. Consequently, $\pi_1 = (1 - \beta_1)(R_1 - C_1^2)$. In the same manner, there is no actor $n + 1$ for actor n and only one contract can be established with actor $n - 1$ which implies $\beta_n = 0$ and $\pi_n^{n+1} = 0$. Consequently, $\pi_n = \beta_{n-1}(R_{n-1} - C_{n-1}^n)$. Now if we consider the whole n -level supply chain, where every downstream actor adopts the star-solution provided by his formal upstream actor in his forecasts, and where a revenue sharing contract is established between every successive couple of actors, the total supply chain cost savings from adopting DDI strategy with the WMA/GA method involving the considerable reduction of the bullwhip effect, is expressed by equation (30) as follows: $\pi = \sum_{i=1}^n \pi_i = \pi_1 + \sum_{i=2}^{n-1} \pi_i + \pi_n$

$$\begin{aligned} \Leftrightarrow \pi &= (1 - \beta_1)(R_1 - C_1^2) + \sum_{i=2}^{n-1} [\beta_{i-1}(R_{i-1} - C_{i-1}^i) + (1 - \beta_i)(R_i - C_i^{i+1})] \\ &\quad + \beta_{n-1}(R_{n-1} - C_{n-1}^n) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \Leftrightarrow \pi = & (1 - \beta_1) \left[F_A \left(\begin{array}{c} 0,617 \times \tilde{I}_{tMMSE}^{NIS} \\ 0,2445 \times \text{Bullwhip effect}_{MMSE}^{NIS} \end{array} \right)_1 \times 1_A \right. \\
 & \left. + F_B \left(\begin{array}{c} 1,0155 \times \tilde{I}_{tWMA/Newton}^{DDI} \\ 0,0941 \times \text{Bullwhip effect}_{WMA/Newton}^{DDI} \end{array} \right)_1 \times 1_B - C_1^2 \right] \\
 & + \sum_{i=2}^{n-1} \left[\beta_{i-1} \left[F_A \left(\begin{array}{c} 0,617 \times \tilde{I}_{tMMSE}^{NIS} \\ 0,2445 \times \text{Bullwhip effect}_{MMSE}^{NIS} \end{array} \right)_{i-1} \times 1_A \right. \right. \\
 & \left. \left. + F_B \left(\begin{array}{c} 1,0155 \times \tilde{I}_{tWMA/Newton}^{DDI} \\ 0,0941 \times \text{Bullwhip effect}_{WMA/Newton}^{DDI} \end{array} \right)_{i-1} \times 1_B - C_{i-1}^i \right] \right. \\
 & \left. + (1 - \beta_i) \left[F_A \left(\begin{array}{c} 0,617 \times \tilde{I}_{tMMSE}^{NIS} \\ 0,2445 \times \text{Bullwhip effect}_{MMSE}^{NIS} \end{array} \right)_i \times 1_A \right. \right. \\
 & \left. \left. + F_B \left(\begin{array}{c} 1,0155 \times \tilde{I}_{tWMA/Newton}^{DDI} \\ 0,0941 \times \text{Bullwhip effect}_{WMA/Newton}^{DDI} \end{array} \right)_i \times 1_B - C_i^{i+1} \right] \right] \\
 & + \beta_{n-1} \left[F_A \left(\begin{array}{c} 0,617 \times \tilde{I}_{tMMSE}^{NIS} \\ 0,2445 \times \text{Bullwhip effect}_{MMSE}^{NIS} \end{array} \right)_{n-1} \times 1_A \right. \\
 & \left. + F_B \left(\begin{array}{c} 1,0155 \times \tilde{I}_{tWMA/Newton}^{DDI} \\ 0,0941 \times \text{Bullwhip effect}_{WMA/Newton}^{DDI} \end{array} \right)_{n-1} \times 1_B \right. \\
 & \left. - C_{n-1}^n \right] \tag{30}
 \end{aligned}$$

The total profit in equation (30) proves that the DDI approach where the star-solutions of GA are adopted in the WMA forecasting of the downstream actors, improves the performance of the entire decentralized supply chain in terms of costs related to both upstream actors' average inventory levels and bullwhip effect indicators. This function takes into account both situations where downstream actors switch from a NIS strategy thus using MMSE forecasting methods and situation where downstream actors switch from a DDI strategy using Newton solutions in WMA forecasting methods.

2.3.7. Discussions and Conclusion

Supply chain management is a field of research that continues to integrate new methods inspired by other disciplines, with the objective of improving various performance indicators. This work uses several disciplines, notably time series, multi-objective optimization and statistics, to answer certain questions in the field of the supply chain.

In a simple and decentralized supply chain, consisting of a manufacturer, a retailer and a final customer, a major data communication problem may be present or may arise, resulting from lack of trust or confidentiality policies. In a context where customer's demand is confidential to the retailer, the DDI forecast coordination strategy allows the manufacturer to infer the demand that arrives at the retailer, without need of information sharing. The literature has shown that this strategy generates profits at the manufacturing level, which mainly results from the decrease in the average inventory levels. Thus, the manufacturer can convince the retailer to adopt forecasting methods that allow this mathematical inference, by proposing contracts and mechanisms for benefit sharing.

Among other things, for inference to be feasible and accurate, this strategy is conditioned by the choice of the forecasting method at the retailer level. In a decentralized supply chain where the customer's demand is not shared between actors, the manufacturer is able to infer the demand from the retailer's order history when the latter uses certain methods. The SMA and WMA methods allows unique demand propagation all along the supply chain. While the SMA method allows the reduction of the average inventory level and the bullwhip effect, the WMA method further reduces the average inventory level when the weighting vector is a solution to the problem modelling the minimization of the mathematical function of the average inventory level. On the other hand, since this vector does not consider equal weights to the historical N observations of demand, the bullwhip effect was negatively affected, in comparison with SMA method.

Following this research course, this work attempt to integrate a bi-objective optimization process, as preliminary to the adopted forecast method at the retailer. This seemed essential for the mitigation of the boosting bullwhip effect. Instead of adopting Newton's method, which consists of a mono-objective optimization vis-à-vis the average inventory level, the introduction of the MOGA allows the bi-objective optimization vis-à-vis the two functions of the average inventory levels and bullwhip effect amplification. This type of optimization provides multiple solutions that correspond to multiple configurations in the forecast process.

Based on twenty demand models simulated by causal invertible $ARMA(p, q)$ processes, the solutions found by the GA allow drawing the Pareto borders. These borders provide flexibility margins for the strategic decision of managers. Some would like to consider solutions with more emphasis on reducing the average inventory levels, while others would like to put more emphasis on reducing the bullwhip effect. As we discussed in the previous section, we opted in this work, to steer us towards the solutions, which minimize as much as possible, the amplification of the bullwhip effect, when the DDI strategy is adopted.

To better analyze things, we computed the percentages of variation of the two metrics, separating the use of the two mentioned methods. First, we sought to quantify in percentages how much the amplification of the bullwhip effect decreases, and how much the average inventory level increases, when we pass from a solution obtained by the Newton method, to a solution obtained by the GA method. Keeping in mind that the solutions considered in the case of the adoption of the WMA/GA forecasts, are the solutions marked with 4-pointed stars in the Appendix F, we found that a slight increase in the average inventory level (1,55%), corresponds to a considerable decrease in amplification of the bullwhip effect (90,59%), when comparing with DDI strategy with WMA/Newton forecasting. When comparing with NIS strategy, the adoption of the WMA/GA forecasting where the star-solutions are adopted corresponds to important decreases in terms of average inventory level (38,3%) and bullwhip effect and (75,55%). The set of identified solutions, made it possible to draw a relationship linking the percentages of the variations of the two metrics between the two methods. A cubic model then allows modeling such a relationship and would allow decision-makers to approximate the percentages of benefits in terms of the two performance metrics, when switching from the Newton solution to the GA star-solution. The multiplier coefficients may be subjects of variation depending on the considered data. It is because demand varies from one product to another and from one service to another. Although its statistical significance, the constant in the linear model is not realistic. Hence, non-linear models are proposed where the constant is approaching zero. The more the model is complex, the more the model is precise. Whether linear or non-linear, the paper concludes the conflicting character linking bullwhip effect to upstream average inventory level.

To summarize, two actors in a decentralized supply chain, are invited to coordinate their forecasting operations, in order to achieve higher performance. During planning and forecasting processes, the manufacturer will have to convince the retailer to adopt a forecasting method that

allows the inference of the demand process. Similar in principle to the SMA method, the WMA method allows such an inference. The essence of this paper is the discussion of the parameterization of the weighting vector in the WMA method. The multi-objective GA makes it possible to obtain a set of non-dominated solutions according to several objectives. The adopted approach meant that the objective functions correspond to the objectives of the manufacturer, who will propose a profit-sharing contract with the retailer. As a result, the practical part of obtaining the Pareto front and the selection of the solution will theoretically return to the manufacturer if its average inventory function is a confidential information. This is usually, if not absolutely, the case where the retailer is not in favor of sharing the information of the demand. Taking into account that the actors are aware of the importance of the bullwhip effect and its reduction, the contract that can be concluded between the two actors, in such an approach, will therefore have to include the following propositions:

- The retailer adopts the WMA method in his forecasts. This is potentially a generator of implementation and time costs at the retailer level, if ever another method is adopted.
- The manufacturer generates the Pareto border and selects the weighting solution that minimizes the bullwhip effect amplification. This can be also a generator of implementation time and costs.
- The manufacturer passes the information of the solution that will have to be applied in the retailer's forecasts. This can be at the limit an information sharing cost generator even if we estimate it would be relatively low.
- The generated benefits, taking into account all the expenses due to the adoption of such a coordination strategy, will have to be shared in a fair way between the two actors, unless there is a Leader-Follower link where the benefit allocations may be proposed unevenly.

We conclude our paper with limitations and natural lines for future researches. First, DDI strategy can still be evaluated through other forecasting methods. Second, this paper does not consider the downstream actor's objectives. It would be interesting to investigate the adoption of downstream actor's objective as an objective function among the functions of the problem to be optimized. Third, while the performance indicators are limited to the manipulation of means and variances, the generalization of such coordination strategy to the context of Seasonal Auto Regressive Moving Average SARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)⁶ processes is not possible. We

⁶ Please refer to Chatfield & Xing (2019) for more details on SARIMA models.

estimate that more sophisticated metrics should be developed to include such more realistic processes.

Synthèse de l'article 3

Cette partie articulatrice reprend les principaux résultats de l'article 3, tout en accentuant l'apport théorique et le caractère managérial d'aide à la décision.

Dans le troisième article, nous avons continué à explorer la deuxième direction portant sur la méthode de prévision. La deuxième direction de recherche porte essentiellement sur l'introduction de la méthode WMA dans le cadre d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux adoptant l'approche DDI et faisant face à une demande de type ARMA(p,q).

Dans une première section 2.3.1, nous avons introduit notre direction de recherche tout en rappelant les performances de l'utilisation de la méthode WMA/Newton dans le cadre d'une approche DDI. Etant donné que l'utilisation de la méthode de prévision WMA en adoptant la méthode de Newton comme méthode d'optimisation intégrée, a généré une amplification de l'effet coup de fouet, nous avons défini notre orientation comme étant l'optimisation bi-objectif du niveau d'inventaire moyen et de l'effet coup de fouet d'une manière parallèle.

Dans une deuxième section 2.3.2, nous avons présenté un état d'art lié à l'effet coup de fouet présentant les principaux travaux portant sur l'amélioration de cet indicateur. Nous avons ensuite introduit l'une des méthodes les plus efficaces en intelligence artificielle : il s'agit de l'algorithme génétique faisant partie de la famille des algorithmes évolutionnaires.

Dans une troisième section 2.3.3, nous avons tout d'abord rappelé dans une première sous-section le modèle de notre chaîne d'approvisionnement à deux niveaux ainsi que les séries temporelles modélisant la demande du client final et les ordres de l'acteur en aval. Dans une deuxième sous-section, nous avons formalisé un problème bi-objectif décrivant l'optimisation parallèle des deux fonctions du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet. Etant donné que ces deux fonctions sont de nature contradictoire, l'objectif était de chercher des solutions de compromis entre l'optimisation du niveau moyen d'inventaire d'un côté, et l'optimisation de l'effet coup de fouet d'un autre côté. Ainsi, l'adoption d'une méthodologie adéquate était essentielle pour l'obtention de résultats satisfaisants.

Dans une quatrième section 2.3.4, nous avons présenté notre méthodologie d'optimisation bi-objectif qui présente un cas particulier de l'optimisation multi-objectif. Cette méthodologie consiste en l'adoption de l'algorithme génétique basé sur la théorie d'évolution naturelle comme méthode d'optimisation bi-objectif intégrée au processus de prévision de la méthode

WMA. Au lieu d'une unique solution, l'optimisation multi-objectif permet de générer plusieurs solutions dites « non dominées » et formant la « frontière de Pareto ». Il s'agit des solutions à partir desquelles il n'est plus possible de considérer d'autres alternatives sans détériorer au moins un critère parmi les critères optimisés du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet. Ainsi, dans une première sous-section, nous avons introduit la branche des algorithmes évolutionnaires qui permettent de résoudre les problèmes multi-objectif. Dans une deuxième sous-section, nous avons présenté l'algorithme génétique utilisé dans notre méthodologie. C'est un algorithme stochastique inspiré de l'évolution naturelle des espèces, qui a prouvé son efficacité en termes de qualité de solutions et en termes de temps d'exécution. Nous avons présenté l'algorithme sous sa forme générique ainsi que ses fonctions de base à savoir les fonctions évaluation, sélection, croisement et mutation.

Dans une cinquième section 2.3.5 dédiée aux simulations et aux analyses, nous avons commencé par présenter la configuration de notre implémentation réalisée. Dans une première sous-section, nous avons présenté les résultats obtenus pour un ensemble de problèmes simulés et définis à partir des structures de demande correspondantes. Dans une première sous-section, nous avons présenté les résultats de simulation correspondant aux frontières convexes de Pareto obtenus à partir de l'optimisation des différents problèmes qui sont définis à partir de la nature ARMA(p,q) du processus de demande du client final. Chaque solution parmi les solutions d'un seul problème, présente une configuration différente qui correspond au vecteur de pondération à considérer dans la méthode WMA de prévision. Concrètement, chaque solution correspond à une valorisation différente du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet. C'est ce qui constitue la douzième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA(p,q). Les gestionnaires ont ainsi la flexibilité de choisir la solution qui correspond le mieux à leurs orientations. Dans une deuxième sous-section, nous avons comparé les résultats de l'adoption de la méthode de prévision WMA/GA par rapport à l'adoption de la méthode WMA/Newton dans le cadre d'une approche DDI. Etant donné que l'optimisation avec la méthode de Newton fournit une unique solution pour chaque problème prédéfini, nous avons considéré dans le cas de l'optimisation bi-objectif, les solutions dites « solutions étoiles » qui fournissent la valeur minimale de l'effet coup de fouet, parmi toutes les solutions Pareto-optimales. Les résultats de nos simulations ont montré qu'en moyenne, une augmentation en pourcentage du niveau moyen d'inventaire correspond à environ 44 fois la réduction en pourcentage de l'amplification de l'effet coup de fouet. C'est ce qui constitue la treizième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA(p,q). Ces résultats ont

ainsi montré l'aptitude de cette approche à réduire considérablement l'effet coup de fouet causée par l'inégalité des pondérations de la méthode WMA. Dans une troisième sous-section, nous avons étudié la relation liant les deux pourcentages d'évolution des deux métriques du niveau d'inventaire moyen et de l'effet coup de fouet. L'analyse statistique a montré qu'un modèle cubique permet au mieux d'expliquer cette relation, en comparaison avec un modèle linéaire et un autre quadratique. C'est ce qui constitue la quatorzième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA(p,q). Concrètement, ce modèle permet aux gestionnaires d'estimer le pourcentage d'amélioration de l'effet coup de fouet en fonction du pourcentage d'augmentation du niveau moyen d'inventaire, lors d'un passage d'une solution de pondérations issues de l'optimisation mono-objectif de Newton, vers une « solution étoile » de pondérations issues de l'optimisation bi-objectif de l'algorithme génétique.

Dans une sixième section 2.3.6, nous avons généralisé les résultats obtenus par l'adoption de la méthode WMA/GA pour des chaînes d'approvisionnement à plusieurs niveaux. A travers un exemple, nous avons tout d'abord estimé les pourcentages d'améliorations de l'effet coup de fouet d'une part par rapport à une approche NIS avec la méthode MMSE de prévision, et d'autre part par rapport à une approche DDI avec une méthode WMA/Newton de prévision. Nous avons démontré analytiquement que les résultats de l'approche DDI avec la méthode WMA/GA peuvent être obtenus dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux. Nous avons ainsi établi l'expression du revenu total généré dans une chaîne d'approvisionnement, en fonction du nombre de niveaux dans la chaîne d'approvisionnement, mais aussi en fonction de la situation initiale, pour laquelle nous avons considéré les deux scénarios des approches NIS avec la méthode MMSE et DDI avec la méthode WMA/Newton. C'est ce qui constitue la quinzième caractérisation de l'approche DDI avec des demandes de type ARMA(p,q). Concrètement, les acteurs de la chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux peuvent acquérir les mêmes performances que celles réalisées dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, si les acteurs optent à adopter l'approche DDI avec la méthode WMA/GA, au travers des contrats de partage de revenus.

Enfin dans une dernière section 2.3.7, nous avons présenté nos principaux résultats et recommandations, et nous avons clôturé par des limites et des perspectives. Il est important de noter que, semblable au cas où les acteurs sont favorables à l'adoption de l'approche DDI avec la méthode WMA/Newton comme méthode de prévision au niveau de l'acteur en aval, l'adoption de la méthode WMA/GA repose sur l'hypothèse que l'information de la solution vectrice de pondérations soit connue par les deux acteurs. Concrètement, pour pouvoir

appliquer une approche telle que décrite, l'acteur en amont est invité à passer l'information de la « solution étoile » à l'acteur en aval qui l'utilisera dans ses prévisions. La figure 30 résume le principe de l'approche de prévision collaborative DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, où l'acteur en aval adopte la méthode WMA/GA comme méthode de prévision.

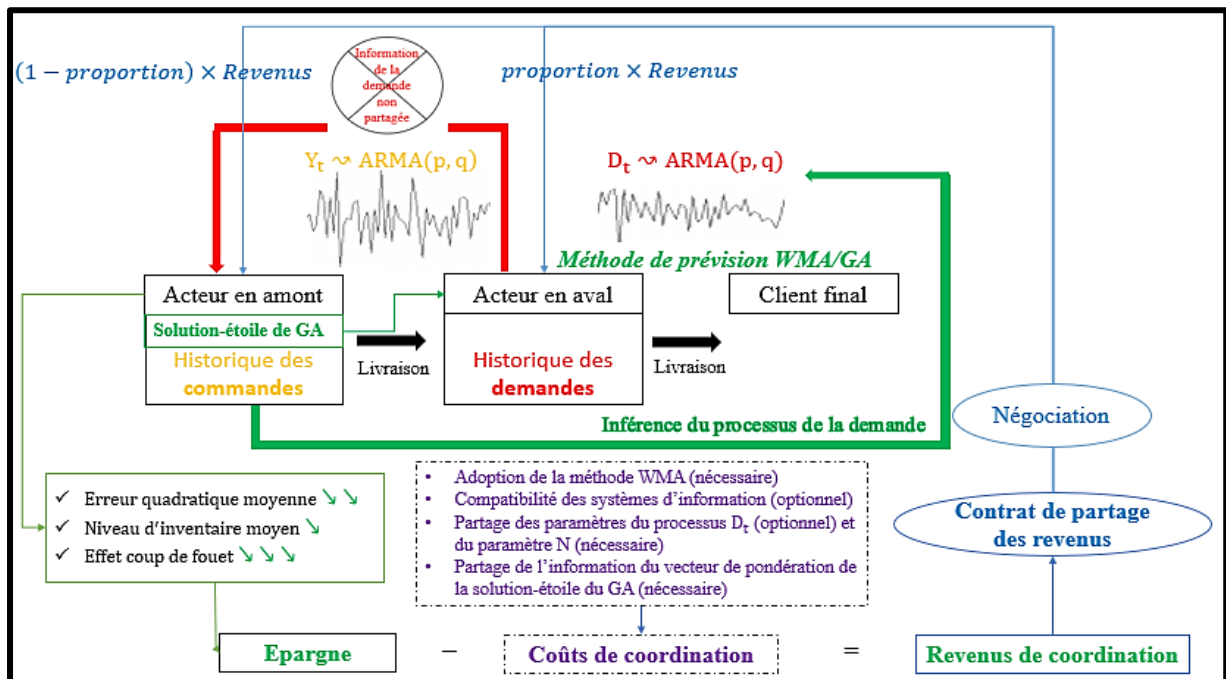


Figure 30: Principe de l'approche DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux où l'acteur en aval adopte la méthode de prévision WMA/GA

Comme le montre la figure 30, l'acteur en amont se doit de passer l'information du vecteur de pondérations de GA à son acteur en aval pour l'utiliser dans ses prévisions. L'épargne résultant des réductions des indicateurs de performances (flèches décroissantes en vert), réduite des coûts de coordination, constitue les revenus qui vont faire l'objet du contrat de partage des revenus selon des négociations autour des proportions allouées à chaque acteur. Pour cette approche, l'adoption de la méthode WMA est obligatoire au niveau de l'acteur en aval. Si ce dernier adoptait déjà cette méthode de prévision, il n'y aura pas de coûts liés à cette adoption. Sinon, l'acteur en aval encaisse des coûts liés à l'instauration de la méthode WMA pour ses prévisions. De plus, les acteurs peuvent se partager les paramètres du processus temporel de la demande mais doivent se partager l'information du paramètre N de la méthode WMA pour pouvoir estimer au préalable l'ampleur des améliorations des indicateurs de performance. Ce principe peut être adopté dans une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux.

Conclusion générale

La SCM est un domaine de recherche en sciences de gestion qui vise à améliorer les performances des chaînes d'approvisionnement en produits et en service. Une chaîne d'approvisionnement est un ensemble de deux ou plusieurs acteurs économiques (organisations ou individus) directement impliqués dans la génération en amont et en aval des flux matériels, monétaires, informationnels, dans le but de livrer au moins, un produit ou un service à un client final. Les chaînes d'approvisionnement sont généralement classées en deux catégories selon leur mode de gouvernance. La présente thèse s'intéresse aux chaînes d'approvisionnement décentralisées caractérisés par des informations asymétriques et des opérations non coordonnées. Une chaîne d'approvisionnement décentralisée est caractérisée par de faibles performances lorsqu'elles sont comparées à celles des chaînes centralisées. La plupart des décisions prises par les gestionnaires dans les chaînes décentralisées ne sont pas toujours dans l'intérêt de toute la chaîne d'approvisionnement. Souvent, les entreprises se focalisent sur la réalisation de leurs propres objectifs, sans prendre en compte les objectifs des partenaires. Généralement, une telle attitude est caractérisée par des performances médiocres, une situation dans laquelle les différents acteurs ne communiquent pas, ne partagent pas leurs informations et ne coordonnent pas leurs opérations. L'amélioration des performances d'une chaîne d'approvisionnement décentralisée nécessite la réalisation de nombreuses actions.

Aujourd'hui, avec un mode de gouvernance de plus en plus décentralisé, les gestionnaires reconnaissent que leurs entreprises ne sont que des maillons d'une chaîne d'approvisionnement dont l'objectif est de servir un client final. En augmentant l'intégration de l'ensemble des acteurs de la chaîne d'approvisionnement, toutes les entreprises peuvent augmenter leurs revenus. Des secteurs entiers de production et de services ont embrassé la SCM afin d'identifier et de tirer parti des nouvelles sources d'amélioration de la compétitivité des entreprises. La SCM propose des stratégies et des méthodes qui permettent l'amélioration des performances des chaînes d'approvisionnement, et plus particulièrement la diminution des coûts liés à une mauvaise coordination des opérations des partenaires.

Notre thèse s'inscrit dans le domaine de la SCM qui propose un large éventail d'approches et de méthodes visant à améliorer les performances des chaînes d'approvisionnement, par l'élaboration de processus d'approvisionnement avancés et collaboratifs.

Nous rappelons tout d'abord notre problématique ainsi que l'objet de recherche de notre projet de thèse :

- Question de recherche : « **Comment coordonner les plans à court terme des chaînes d’approvisionnement décentralisées de manière à minimiser les coûts attribuables à une mauvaise coordination des opérations ?** »
- Objet de recherche : *la conception de systèmes de planification décentralisée dans un contexte d’entreprises manufacturières offrant des produits et/ou des services, et la vérification de la performance du système proposé en la comparant avec d’autres approches pratiques et théoriques.*

Tout d’abord, pour répondre à notre problématique, il nous est apparu nécessaire de nous positionner dans un cadre épistémologique. Dans un premier chapitre, nous avons présenté dans un premier temps les différents courants épistémologiques et nous avons adopté le cadre interprétativiste puisque nous adoptons la modélisation et la simulation comme principaux outils d’aide à la décision. Dans un second temps, nous avons établi une étude bibliographique permettant de décrire les principales métamorphoses de la SCM au cours du siècle dernier, de caractériser les chaînes d’approvisionnement décentralisées, et d’analyser l’état d’art des différentes approches de collaboration et de coordination dans les chaînes d’approvisionnement. Cette étude nous a permis d’identifier les indicateurs de performance les plus utilisés, et d’identifier des opportunités de recherche et de contributions qui permettraient la mise en œuvre de systèmes de planification décentralisée, pour pouvoir les étudier et les comparer avec d’autres approches existantes.

Parmi les approches de collaboration, le partage d’informations, synonyme de confiance entre partenaires, est une source d’amélioration des performances d’une chaîne d’approvisionnement décentralisée. Cette approche de collaboration présente l’une des approches collaboratives les plus étudiées dans les milieux académique et professionnel. Toutefois, des limites pratiques sont identifiées. Il s’agit essentiellement du manque de dialogue entre partenaires, le manque de confiance en matière de qualité d’information et la suspicion de fuite d’informations aux concurrents qui peuvent tirer avantage de telles situations. De plus, les entreprises sont gênées par les coûts d’investissement élevés des systèmes d’information. En effet, pour pouvoir partager des informations à grande échelle, des problèmes de disponibilité de systèmes adéquats et compatibles doivent être résolus, ce qui n’est pas toujours le cas.

Le manque de confiance et de communication, accentués par la suspicion, aboutissent à des pertes monétaires importantes. La perte d’argent implique des coûts élevés à tous les niveaux d’une chaîne d’approvisionnement, y compris pour le client final qui sera amené à couvrir l’ensemble des coûts unitaires de la chaîne d’approvisionnement d’un produit ou d’un service.

Ces coûts incluent plusieurs niveaux comme l'approvisionnement, la fabrication, le stockage ou la distribution. Toutefois, une performance améliorée est réalisable si les entreprises de la chaîne adoptent des approches collaboratives en coordonnant leurs opérations de telle sorte que leurs objectifs s'alignent sur les performances de toute la chaîne d'approvisionnement. De cette manière, les coûts variables élémentaires diminuent, le prix final du produit diminue, et les entreprises tirent des avantages concurrentiels sur le marché.

L'une des informations les plus importantes est la demande du client final. Cette information fait généralement référence à la demande variable et aléatoire du marché auquel s'adressent les entreprises. La demande est souvent présentée en quantité à une date ou à une période spécifique. Dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, la littérature a montré que la variabilité de la demande du client final influence non seulement le niveau moyen d'inventaire de l'acteur en aval, mais touche également celui de l'acteur en amont. La prise en compte de cette information à tous les niveaux permet de réduire les erreurs de prévisions, les niveaux moyens d'inventaire et l'effet coup de fouet. Ce dernier se présente comme étant le phénomène d'amplification de la variabilité de la demande en amont tout le long d'une chaîne d'approvisionnement en série.

Cette thèse s'intéresse à une approche récente nommée DDI qui a vu le jour dans le milieu académique. Lorsque l'acteur en aval n'est pas capable de partager les données des points de ventes, ou ne souhaite pas partager ces données pour des raisons concurrentielles, l'approche DDI fait référence à une situation dans laquelle un acteur en amont est capable d'inférer la demande arrivant au niveau de son acteur en aval sans passer par un échange explicite d'informations de demande. L'instauration de l'approche DDI est susceptible d'instaurer plus de confiance entre les deux partenaires puisque l'acteur en amont ne cherche pas à rivaliser avec l'acteur en aval sur sa part de marché, mais cherche à collaborer en vue de dégager de nouvelles sources d'améliorations des performances de la chaîne. Techniquement, la prise en compte de la structure temporelle de la demande permet d'augmenter les performances de l'acteur en amont et de l'effet coup de fouet puisque la maîtrise de cette série chronologique, agit d'une part sur la réduction de l'erreur quadratique moyenne de prévision, facteur agissant sur le niveau moyen d'inventaire, et agit d'une autre part sur l'atténuation de l'effet coup de fouet. Les améliorations de ces performances au niveau de l'acteur en amont génèrent par la suite des réductions de coûts variables liés à la mauvaise coordination des opérations de prévisions. La génération d'économie au niveau de l'acteur en amont constitue ainsi une opportunité de collaboration entre les deux partenaires.

En analysant de plus près l'approche DDI, il s'est avéré que cette approche n'est applicable que dans le cas où l'acteur en aval emploie la méthode SMA comme méthode de prévision, une méthode basée sur les N observations les plus récentes de l'historique, où le gestionnaire prévoit l'observation future en accordant des pondérations égales à ces observations. Cette méthode simple permet l'inférence de la demande avec précision au niveau de l'acteur en amont. En effet, il a été montré que l'inférence n'est pas possible avec d'autres méthodes telles que les méthodes SES ou MMSE. De plus, l'approche DDI a été seulement évaluée pour des demandes autorégressives de type AR(1), un cas particulier des demandes stationnaires de type ARMA(p,q), présentant ainsi une restriction théorique aux applications dans le monde industriel. Plus encore, l'existence de marges d'améliorations séparant les performances de l'approche DDI aux performances de l'approche centralisée FIS, situation où l'information de la demande est formellement partagée entre les deux acteurs, suggérait encore différentes explorations et possibilités d'améliorations des performances, notamment avec l'exploration de la faisabilité de l'inférence au travers d'autres méthodes de prévision que la méthode SMA. Enfin, les résultats d'une performance accrue lors de l'adoption de l'approche DDI n'a été évaluée que dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux. Du fait, l'approche DDI nous présentait une réelle opportunité de recherche.

Ainsi, nous avons structuré nos travaux de recherche en trois articles portant sur deux principales directions de recherche. La première direction a porté sur la structure temporelle de la demande. Dans le premier article, nous avons évalué la performance opérationnelle de l'approche DDI dans un contexte d'une demande de type ARMA(p,q). Portant sur une deuxième direction, nous avons exploré et testé la robustesse de l'approche DDI face à l'introduction de la méthode moyenne mobile pondérée WMA dans les deux derniers articles. C'est une méthode de prévision où le gestionnaire prévoit l'observation future en se basant sur les N observations les plus récentes de l'historique, en accordant des pondérations différentes à

ces observations. La principale différence méthodologique entre les deux derniers articles réside dans la méthode de quantification des pondérations affectées aux observations dans l'application de la méthode WMA. Dans le deuxième article, nous avons adopté la méthode d'optimisation de Newton selon le critère de la MSE de l'acteur en amont. Dans le troisième article, nous avons adopté l'algorithme génétique comme méthode d'optimisation selon les critères du niveau moyen d'inventaire de l'acteur en amont et de l'effet coup de fouet.

De plus, nous avons développé l'étude de ces deux directions dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux dans les trois articles. Partant d'un empirisme logique

basé sur la modélisation et la simulation, nous présentons les synthèses de nos apports théoriques et contributions managériales.

A. Apports théoriques

Les résultats de ce travail de recherche nous ont permis d'apporter plusieurs apports théoriques. Nous présentons ci-dessous la liste de ces apports :

- 1- La mesurabilité des critères de performance de la MSE, du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet dans le cas d'un processus de demande type $ARMA(p,q)$, est conditionnée par les caractères de causalité et d'inversibilité du processus de demande.
- 2- Les expressions de la MSE et du niveau moyen d'inventaire sous les approches NIS, FIS et DDI, lorsque la demande suit un processus $ARMA(p,q)$, ont été établies.
- 3- Les expressions de l'effet coup de fouet engendrés par l'adoption des méthodes MMSE et SMA, ont été établies.
- 4- Un ratio permettant de quantifier le gap de performance d'effet coup de fouet séparant les deux méthodes MMSE et SMA, a été établi.
- 5- La MSE et le niveau moyen d'inventaire ne dépendent pas des paramètres des parties autorégressive p et moyenne mobile q . Ces deux indicateurs s'améliorent d'autant plus que la demande est moins corrélée aux demandes retardées et aux termes d'erreur du processus de demande, toutes choses par ailleurs égales.
- 6- La MSE et le niveau moyen d'inventaire augmentent d'autant plus que le délai de livraison augmente, toutes choses par ailleurs égales, et diminuent d'autant plus que le paramètre N augmente, toutes choses par ailleurs égales.
- 7- Les indicateurs de la MSE et du niveau moyen d'inventaire sont moins sensibles aux valeurs prises par L dès que la valeur de N augmente.
- 8- Plus l'historique des bases de données est grand, plus l'horizon utilisé dans les prévisions est grand, et plus les indicateurs de performances sont améliorés.
- 9- Les améliorations du niveau moyen d'inventaire obtenues par l'approche DDI dans le cas d'une demande type $AR(1)$ sont aussi observables dans le cas d'une demande type $ARMA(p,q)$. En termes de MSE, l'approche DDI dépasse l'approche NIS seulement à partir d'un certain point de rupture qui dépend de l'importance de l'autorégression du processus de demande.
- 10- Les résultats de l'approche DDI ne permettent pas d'atteindre la performance maximale du système centralisé. La stratégie FIS qui présente le système centralisé où l'information de

la demande est formellement partagée avec l'acteur en amont, correspond toujours aux solutions optimales surpassant ainsi les résultats de l'approche DDI.

- 11- La méthode SMA permet de réduire l'effet coup de fouet qui se produit dans les chaînes d'approvisionnement en raison de l'utilisation de la demande la moins variable en comparaison avec la méthode MMSE.
- 12- Les résultats des performances de l'approche DDI peuvent être obtenus dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux.
- 13- L'expression du revenu total généré par l'adoption de l'approche DDI dans une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux, a été établie en fonction du nombre de niveaux dans la chaîne d'approvisionnement.
- 14- Les acteurs de la chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux peuvent acquérir des performances proportionnelles à celles réalisées dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, si tous les acteurs adoptent l'approche DDI avec la méthode SMA.
- 15- Le principe de l'approche DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, où l'acteur en aval adopte la méthode SMA comme méthode de prévision, a été présenté.
- 16- La méthode WMA permet l'inférence de la demande en aval puisque pour tout processus de demande type $ARMA(p,q)$ arrivant au niveau de l'acteur en aval. Si ce dernier adopte la méthode WMA dans ses prévisions, il existe un seul et unique processus de commandes ou d'ordres type $ARMA(p,q)$ arrivant au niveau de l'acteur en amont.
- 17- Les expressions de la MSE et du niveau moyen d'inventaire en fonction des pondérations de la méthode WMA dans le cadre d'une approche DDI, ont été établies.
- 18- L'expression de l'effet coup de fouet obtenu par l'utilisation de la méthode WMA pour prévoir une demande de type $ARMA(p,q)$ a été établie.
- 19- Deux ratios permettant de comparer l'effet coup de fouet obtenu par l'utilisation de la méthode WMA en comparaison avec l'utilisation des méthodes MMSE et SMA, ont été établies.
- 20- Dans le cadre d'une approche DDI, un problème quadratique mono-objectif selon le critère de la MSE a été formalisé dans le but de définir une orientation permettant de valoriser les pondérations dans l'application de la méthode WMA.
- 21- La minimisation de la MSE implique la minimisation du niveau moyen d'inventaire de l'acteur en amont.
- 22- La méthode de Newton, une méthode basée sur le gradient pour la résolution d'un système linéaire, a été introduite dans le processus de prévisions. La méthode de Pivot-Gauss a été

introduite dans le processus d'optimisation de Newton pour gagner en termes de temps d'exécution.

- 23- L'algorithme de Newton implémenté a été présenté sous sa forme adaptée.
- 24- L'adoption de la méthode WMA/Newton par l'acteur en aval permet d'améliorer davantage la MSE et le niveau moyen d'inventaire de l'acteur en amont.
- 25- Deux métriques présentant les améliorations en pourcentage séparant l'adoption des méthodes de prévision SMA et WMA/Newton, en termes de MSE et de niveau moyen d'inventaire, ont été définies.
- 26- En utilisant l'approche WMA/Newton de prévision au lieu de la méthode SMA, pour un délai de livraison L fixe, il existe une seule et unique amélioration optimale qui correspond à une certaine valeur de N . Réciproquement, Pour une valeur de N fixe, il existe une seule et unique amélioration optimale qui correspond à une certaine valeur de délai de livraison L .
- 27- Les approches NIS avec la méthode MMSE et DDI avec la méthode WMA/Newton ont pratiquement les mêmes performances en termes d'effet coup de fouet.
- 28- En comparaison avec l'approche NIS correspondant au système décentralisé, l'effet coup de fouet généré par l'adoption de l'approche DDI avec la méthode WMA/Newton diminue d'autant plus que le paramètre N augmente, et augmente d'autant plus que le délai de livraison L augmente, toutes choses par ailleurs égales.
- 29- La méthode SMA surpasse la méthode WMA/Newton en termes d'effet coup de fouet. L'amplification de l'effet coup de fouet, en comparaison avec l'approche DDI avec la méthode SMA, est d'autant plus importante que l'un des deux paramètres N ou L augmente. Cette dégradation est justifiée par les pondérations inégales associées aux N observations les plus récentes dans la méthode WMA, lorsqu'elles sont comparées aux pondérations égales de la méthode SMA. La méthode SMA s'avère donc plus avantageuse en termes d'effet coup de fouet, que la méthode WMA/Newton.
- 30- Les résultats de performance de l'approche DDI avec la méthode WMA/Newton peuvent être obtenus proportionnellement dans un contexte d'une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux.
- 31- L'expression du revenu total généré dans une chaîne d'approvisionnement adoptant l'approche DDI avec la méthode WMA/Newton, a été établi en fonction du nombre de niveaux dans la chaîne d'approvisionnement.

- 32- Le principe de l'approche DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, où l'acteur en aval adopte la méthode WMA/Newton comme méthode de prévision, a été présenté.
- 33- Dans le cadre d'une approche DDI, un problème quadratique bi-objectif selon les critères de la MSE et du niveau moyen d'inventaire de l'acteur en amont a été formalisé dans le but de définir une orientation permettant de revaloriser les pondérations dans l'application de la méthode WMA.
- 34- L'optimisation bi-objective des deux fonctions du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet fournissent des solutions « non-dominées » formant la frontière de Pareto.
- 35- Le choix d'une solution-étoile minimisant l'effet coup de fouet parmi les solutions Pareto-optimales permet de réduire considérablement l'effet coup de fouet causée par l'inégalité des pondérations de la méthode WMA, tout en considérant le niveau moyen d'inventaire de l'acteur en amont.
- 36- Dans le cadre d'une approche DDI où l'acteur en aval adopte la méthode WMA/GA avec une solution-étoile, la relation liant les deux pourcentages d'évolution du niveau d'inventaire moyen et de l'effet coup de fouet, par rapport à une situation initiale d'une approche DDI où l'acteur en aval adopte la méthode WMA/Newton, a été étudiée. Un modèle cubique permet au mieux d'expliquer cette relation, en comparaison avec un modèle linéaire ou un modèle quadratique.
- 37- Les résultats de performance obtenus par l'adoption de la méthode WMA/GA dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux peuvent être proportionnellement obtenus dans une chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux.
- 38- L'expression du revenu total généré dans une chaîne d'approvisionnement adoptant l'approche DDI avec la méthode WMA/GA, a été établie d'une part en fonction du nombre de niveaux dans la chaîne d'approvisionnement, et d'autre part en fonction de la situation initiale, pour laquelle nous avons considéré les deux scénarios des approches NIS avec la méthode MMSE et DDI avec la méthode WMA/Newton.
- 39- Le principe de l'approche DDI dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, où l'acteur en aval adopte la méthode WMA/GA comme méthode de prévision, a été présenté.

B. Contributions managériales

Les résultats de ce travail de recherche nous ont permis d'apporter plusieurs contributions managériales. Nous présentons ci-dessous la liste de ces apports :

- 1- Les gestionnaires de l'acteur en aval d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux n'ont pas un moyen de modifier la structure temporelle d'un processus et doivent se contenter de prendre conscience et de décrire l'état.
- 2- Nous recommandons aux gestionnaires de l'acteur en aval d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux d'augmenter de façon considérable, voire exponentielle le paramètre N dans leurs prévisions dès que le délai de livraison L augmente.
- 3- Les gestionnaires d'un acteur en aval d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux se doivent d'acquérir de plus en plus de larges historiques dans leurs bases de données afin de les utiliser dans leurs prévisions.
- 4- Dans le cadre d'une approche DDI avec un processus de demande de type $MA(q)$, les gestionnaires de l'acteur en amont d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux peuvent s'attendre à obtenir des erreurs de prévision plus importantes que celles obtenues dans le cadre d'une approche NIS. Cette constatation n'aura pas d'impact, sur l'indicateur du niveau moyen d'inventaire qui baissera en dépit d'une augmentation de l'indicateur de la MSE.
- 5- Si les acteurs d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux peuvent et souhaitent partager leurs informations de demande, il est toujours recommandé d'instaurer un système centralisé où toutes les données de la demande sont accessibles par tous les acteurs.
- 6- Les acteurs de la chaîne d'approvisionnement à deux niveaux peuvent s'attendre à une importante diminution de l'effet coup de fouet généré par leurs prévisions s'ils optent à embrasser l'approche DDI avec la méthode SMA.
- 7- L'acteur en amont peut proposer un contrat de partage de revenus à l'acteur en aval, comme une incitation pratique à l'adoption de l'approche DDI, plus exactement à l'adoption la méthode SMA dans ses prévisions.
- 8- Les revenus générés par l'approche DDI au niveau de l'acteur en amont font l'objet du contrat de partage des revenus selon des négociations autour des proportions allouées à chaque acteur.
- 9- Dans le cadre d'une approche DDI où la méthode SMA est implémentée au niveau de l'acteur en aval, les acteurs peuvent se partager les paramètres du processus temporel de la

- demande mais doivent se partager l'information du paramètre N de la méthode SMA pour pouvoir estimer à l'avance l'ampleur des améliorations des indicateurs de performance.
- 10- Dans le cadre d'une approche DDI avec une méthode SMA de prévision, si l'acteur en aval a déjà implémenté la méthode SMA pour ses prévisions, il n'y aura pas de coûts liés à cette adoption. Sinon, il encaisse des coûts liés à l'instauration de la méthode SMA.
 - 11- Dans le cadre d'une approche DDI avec une méthode WMA, l'acteur en amont peut procéder à l'optimisation de sa MSE, respectivement son niveau moyen d'inventaire, en appliquant la méthode de Newton. Cette optimisation permet d'obtenir un vecteur de pondérations qui sera transmis à l'acteur en aval pour l'utiliser dans ses prévisions de demande, plus exactement dans la configuration de la méthode WMA.
 - 12- Si les gestionnaires d'un acteur en amont souhaitent encore davantage de réduction en termes de MSE et du niveau moyen d'inventaire, ils sont invités à inciter les gestionnaires de l'acteur en aval à adopter la méthode WMA avec les pondérations issues de la méthode de Newton.
 - 13- Si les acteurs d'une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux sont favorables à l'adoption d'une approche DDI en utilisant l'approche WMA/Newton de prévision au lieu de la méthode SMA, les gestionnaires sont capables de déterminer les pourcentages d'améliorations maximales en termes de MSE et de niveaux d'inventaire moyen.
 - 14- En utilisant l'approche WMA/Newton de prévision au lieu de la méthode SMA, les gestionnaires des deux acteurs sont alors invités à varier le paramètre N dans leurs simulations de prévisions afin de déterminer les améliorations maximales en termes de MSE et d'inventaire moyen.
 - 15- Lorsque les gestionnaires d'un acteur en aval dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux adoptent la méthode WMA/Newton, les gestionnaires de l'acteur en amont sont invités à déployer un stock de réserve pour faire face à l'amplification de l'effet coup de fouet. La diminution du niveau moyen d'inventaire permet aux gestionnaires de l'acteur en amont d'avoir un taux de rotation de stocks plus important, et par la suite plus de liquidités, tout en couvrant l'augmentation de la variabilité des ordres.
 - 16- Les gestionnaires de l'acteur en aval sont invités à employer la méthode SMA dans le cadre d'une approche DDI plutôt que la méthode WMA/Newton, s'ils portent plus de considération à l'effet coup de fouet.
 - 17- Si l'acteur en aval opte pour la méthode WMA/Newton pour ses prévisions, l'acteur en amont est invité à passer l'information du vecteur de pondération de Newton à l'acteur en

- aval qui va l'utiliser dans ses prévisions, si la méthode de Newton est implémentée au niveau de l'acteur en amont.
- 18- Les acteurs de la chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux peuvent acquérir les mêmes performances que celles réalisées dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, si les acteurs adoptent l'approche DDI avec la méthode WMA/Newton.
 - 19- Dans le cadre d'une approche DDI où la méthode SMA est implémentée au niveau de l'acteur en aval, les acteurs peuvent se partager les paramètres du processus temporel de la demande mais doivent se partager l'information du paramètre N de la méthode SMA pour pouvoir estimer à l'avance l'ampleur des améliorations des indicateurs de performance.
 - 20- Dans le cadre d'une approche DDI avec une méthode WMA de prévision, si l'acteur en aval a déjà implémenté la méthode WMA pour ses prévisions, il n'y aura pas de coûts liés à cette adoption. Sinon, il encaisse des coûts liés à l'instauration de la méthode WMA.
 - 21- Dans le cadre d'une approche DDI avec une méthode WMA de prévision, l'acteur en amont doit implémenter la méthode de Newton pour passer la solution obtenue à l'acteur en aval qui l'utilisera dans ses prévisions. L'acteur en amont encaisse des coûts uniques liés à l'implémentation si la méthode de Newton n'est pas encore instaurée.
 - 22- De la même manière que dans le cadre d'une approche DDI où la méthode SMA est adoptée, les acteurs peuvent se partager les paramètres du processus temporel de la demande mais doivent se partager l'information du paramètre N de la méthode WMA pour pouvoir estimer au préalable l'ampleur des améliorations des indicateurs de performance.
 - 23- Dans le cadre d'une approche DDI où la méthode WMA est adoptée au niveau de l'acteur en aval, l'acteur en amont peut adopter l'algorithme génétique comme méthode d'optimisation bi-objective selon les critères du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet.
 - 24- Dans le cadre d'une approche DDI, au lieu d'une unique solution fournie par la méthode de Newton, l'optimisation multi-objectif permet de fournir aux décideurs un ensemble de solutions Pareto-optimales parmi lesquelles une solution peut être choisie pour être adoptée comme configuration de la méthode WMA pour les prévisions de l'acteur en aval.
 - 25- Chaque solution produite par l'optimisation bi-objective correspond une appréciation différente selon les critères du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet. Les gestionnaires ont ainsi la flexibilité de choisir la solution qui correspond le mieux à leurs orientations.
 - 26- Les performances des solutions étoiles, correspondant à une amélioration maximale de l'effet coup de fouet parmi toutes les solutions Pareto-optimales, fournissent en moyenne,

une réduction en pourcentage de l'effet coup de fouet de l'ordre de 44 fois l'augmentation en pourcentage du niveau moyen d'inventaire de l'acteur en amont, lorsqu'elles sont comparées aux performances de la méthode WMA/Newton.

27- Le modèle cubique permet aux gestionnaires d'estimer le pourcentage d'amélioration de l'effet coup de fouet en fonction du pourcentage d'augmentation du niveau moyen d'inventaire, lors d'un passage d'une solution de pondérations issues de l'optimisation mono-objective de Newton, vers une solution-étoile de pondérations issues de l'optimisation bi-objective de l'algorithme génétique.

28- Les acteurs de la chaîne d'approvisionnement à plusieurs niveaux peuvent acquérir les mêmes performances que celles réalisées dans une chaîne d'approvisionnement à deux niveaux, si les acteurs adoptent l'approche DDI avec la méthode WMA/GA au travers des contrats de partage de revenus.

29- Semblable au cas de l'information de Newton, pour pouvoir adopter l'approche DDI avec la méthode WMA/GA, l'acteur en amont doit procéder à l'optimisation bi-objective et passer la solution-étoile à l'acteur en amont qui l'utilisera dans ses prévisions. L'acteur en amont encaisse des coûts uniques liés à l'implémentation si la méthode de GA n'est pas encore instaurée. Le choix de la solution-étoile ou toute autre solution peut être réalisé en concertation avec l'acteur en aval.

30- De la même manière que dans le cadre d'une approche DDI où la méthode SMA ou la méthode WMA/GA est adoptée, les acteurs peuvent se partager les paramètres du processus temporel de la demande mais doivent se partager l'information du paramètre N de la méthode WMA pour pouvoir estimer au préalable l'ampleur des améliorations des indicateurs de performance.

Ainsi, dans un contexte d'entreprises manufacturières offrant des produits et/ou des services, et à travers différentes contributions, nous avons développé la conception de l'approche DDI, une approche de planification opérationnelle décentralisée et collaborative, dans le but de réduire les coûts attribuables à une mauvaise coordination des opérations. Cette approche a été comparée avec des approches existantes telles que l'approche décentralisée NIS et l'approche centralisée FIS. L'approche DDI favorise la communication et permet d'instaurer sur le court terme, un niveau minimal de confiance entre partenaires. Cette confiance peut amener à de nouvelles sources de collaboration future.

C. Limites et directions futures

Il va de soi que notre travail de thèse présente des limites.

Premièrement, la limite mentionnée dans le premier article concernant les points de rupture à partir desquels l'approche DDI est plus valorisante que l'approche NIS en termes de MSE, n'a pas été traitée en raison de la complexité élevée du problème. Nous avons estimé que la génération d'une méthodologie aboutissant à une règle générale liant une combinaison (linéaire, exponentielle, en valeurs absolues, etc.) des coefficients du processus de la demande au seuil de rupture, peut coûter cher en termes de temps sans pour autant garantir un résultat satisfaisant.

Deuxièmement, la limite mentionnée dans le premier article concernant la généralisation des résultats de l'approche DDI aux processus de demande de type $ARIMA(p, d, q)$ ou encore de type $SARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)^s$ n'étaient pas possibles à cause d'inhibiteurs techniques. En effet, l'établissement des expressions de la MSE, du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet, se basait principalement sur le calcul des variances, qui nécessitent la considération des moyennes stationnaires. En l'occurrence, considérer des processus non stationnaires en moyennes implique la considération d'autres métriques de performance qui peuvent incorporer au moins une tendance (croissante ou décroissante) et une saisonnalité dans les processus de demande. Même avec les méthodes de stationnarisation ou de désaisonnalisation, cela ne nous est d'aucun avancement puisqu'on revient aux processus $ARMA(p, q)$.

Troisièmement, l'approche DDI peut toujours être évaluée à travers d'autres méthodes de prévision, que celles déjà explorées. Ces limites présentent de potentielles directions futures en plus d'autres directions mentionnées dans le dernier article, comme par exemple l'inclusion des objectifs relatifs à l'acteur en aval dans l'optimisation multi-objectif de l'acteur en amont, en plus des objectifs liés à l'acteur en amont.

Etant donné que ce travail de thèse est de nature théorique, une quatrième limite concerne l'application de l'approche DDI sur un exemple réel de l'industrie. L'exemple doit être basé sur plusieurs demandes de type $ARMA(p, q)$ causal et inversible pour pouvoir mesurer les indicateurs de la MSE, du niveau moyen d'inventaire et de l'effet coup de fouet. Une autre direction de recherche concerne la faisabilité de l'inférence des demandes de type $ARMA(p, q)$ qui ne vérifient pas les conditions de causalité et d'inversibilité.

Une autre ouverture concerne le secteur d'activité dans lequel l'approche DDI peut être appliquée. A priori, l'application de cette approche de prévision collaborative ne dépend pas du secteur d'activité des entreprises mais pourrait présenter quelques caractéristiques différentes en fonction d'autres paramètres spécifiques aux différents secteurs d'activité.

Ainsi, croisant plusieurs champs théoriques pour contribuer à l'amélioration des performances des chaînes d'approvisionnement décentralisées, nos travaux ont permis de contribuer au développement de connaissances relatives à une approche de prévision collaborative qui suscite un engouement de la part des chercheurs. Nous espérons que nos travaux seront suivis par le monde académique pour permettre de nouvelles avancées sur la matière.

Références

1. Agrawal, S., Sengupta, R. N., & Shanker, K. (2009). Impact of information sharing and lead time on bullwhip effect and on-hand inventory. *European Journal of Operational Research*, 192(2), 576-593.
2. Aharon, B. T., Boaz, G., & Shimrit, S. (2009). Robust multi-echelon multi-period inventory control. *European Journal of Operational Research*, 199(3), 922-935.
3. Ali, M. M., Babai, M. Z., Boylan, J. E., & Syntetos, A. A. (2017). Supply chain forecasting when information is not shared. *European Journal of Operational Research*, 260(3), 984-994.
4. Ali, M. M., & Boylan, J. E. (2012). On the effect of non-optimal forecasting methods on supply chain downstream demand. *IMA Journal of Management Mathematics*, 23(1), 81-98.
5. Ali, M. M., & Boylan, J. E. (2011). Feasibility principles for Downstream Demand Inference in supply chains. *Journal of the Operational Research Society*, 474-482.
6. Ali, M. M., Boylan, J. E., & Syntetos, A. A. (2012). Forecast errors and inventory performance under forecast information sharing. *International Journal of Forecasting*, 28(4), 830-841.
7. Alony, I., & Munoz, A. (2007, October). The Bullwhip effect in complex supply chains. In *2007 International Symposium on Communications and Information Technologies* (pp. 1355-1360). IEEE.
8. Alsultanny, Y. (2012, April). Successful forecasting for knowledge discovery by statistical methods. In *2012 Ninth International Conference on Information Technology-New Generations* (pp. 584-588). IEEE.
9. Alter, N. (2009). *Donner et prendre : la coopération en entreprise* (Vol. 10). Paris : La découverte.
10. Altiparmak, F., Gen, M., Lin, L., & Paksoy, T. (2006). A genetic algorithm approach for multi-objective optimization of supply chain networks. *Computers & industrial engineering*, 51(1), 196-215.
11. Alwan, L. C., Liu, J. J., & Yao, D. Q. (2003). Stochastic characterization of upstream demand processes in a supply chain. *IIE Transactions*, 35(3), 207-219.
12. Amarouche, A., Chapellier, P., & George, A. (2018, May). La gestion des risques dans une chaîne d'approvisionnement : Le cas de la filière d'approvisionnement en fruits et légumes

-
- d'une entreprise d'Import-Export. In *Rencontres internationales de la recherche en logistique et supply chain (RIRL)*.
13. Anand, K. S., & Goyal, M. (2009). Strategic information management under leakage in a supply chain. *Management Science*, 55(3), 438-452.
 14. Arfa, N. B., & Ghali, M. (2019). Chapitre 6. Le numérique dans la chaîne de valeur agroalimentaire : enjeux et opportunités. In *Les agriculteurs dans le mouvement de numérisation du monde* (pp. 159-191). Educagri éditions.
 15. Arnould, E. J., & Thompson, C. J. (2005). Consumer culture theory (CCT): Twenty years of research. *Journal of consumer research*, 31(4), 868-882.
 16. Arshinder, K., Kanda, A., & Deshmukh, S. G. (2011). A review on supply chain coordination: coordination mechanisms, managing uncertainty and research directions. In *Supply chain coordination under uncertainty* (pp. 39-82). Springer, Berlin, Heidelberg.
 17. Asgari, N., Nikbakhsh, E., Hill, A., & Farahani, R. Z. (2016). Supply chain management 1982–2015: a review. *IMA Journal of Management Mathematics*, dpw004.
 18. Avenier, M. J., & Thomas, C. (2012). A quoi sert l'épistémologie dans la recherche en Sciences de gestion. *Le libellio d'Aegis*, 8(4), 13-27.
 19. Baas, N. A. (2006). Hyperstructures as abstract matter. *Advances in Complex Systems*, 9(03), 157-182.
 20. Badot, O., Carrier, C., Cova, B., Desjeux, D., & Filser, M. (2009). L'ethnomarketing : un élargissement de la recherche en comportement du consommateur à l'ethnologie. *Recherche et Applications en Marketing (French Edition)*, 24(1), 93-111.
 21. Bagul, A. D., & Mukherjee, I. (2019). Centralized vs decentralized sourcing strategy for multi-tier automotive supply network. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 68(3), 578-607.
 22. Bangchokdee, S., & Mia, L. (2016). The role of senior managers' uses of performance measures in the relationship between decentralization and organizational performance. *Journal of Accounting & Organizational Change*.
 23. Bara, N., Gautier, F., & Giard, V. (2020). Modélisation d'une chaîne logistique hybride par la simulation à évènements discrets. *Logistique & Management*, 28(1), 72-87.
 24. Barratt, M. (2004a). Understanding the meaning of collaboration in the supply chain. *Supply Chain Management: an international journal*, 9(1), 30-42.
 25. Barratt, M. (2004b). Unveiling enablers and inhibitors of collaborative planning. *The International Journal of Logistics Management*, 15(1), 73-90.

-
26. Bayraktar, E., Koh, S. L., Gunasekaran, A., Sari, K., & Tatoglu, E. (2008). The role of forecasting on bullwhip effect for E-SCM applications. *International Journal of Production Economics*, 113(1), 193-204.
 27. Beaugrand, J. P. (1988). Observation directe du comportement. *Fondements et étapes de la recherche scientifique en psychologie*, 3, 277-31.
 28. Benahmed, B., Mokhtar-Kharroubi, H., de Malafosse, B., & Yassine, A. (2011). Quasi-Newton methods in infinite-dimensional spaces and application to matrix equations. *Journal of Global Optimization*, 49(3), 365-379.
 29. Benavent, C. (2016). Plateformes. *Sites collaboratifs, marketplaces, réseaux sociaux... Comment ils influencent nos choix* (pp. 73-79). FYP editions.
 30. Bergevoet, R. H. M., Chartier, O., Jongeneel, R. A., Pierre, G., van Wagenberg, C. P. A., van Asseldonk, M. A. P. M., ... & Sani, I. (2019). *Améliorer la prévention et la gestion des crises dans le secteur agricole de l'Union Européenne : Résumé Analytique*. EC.
 31. Bellenger, L. (2017). *Les fondamentaux de la négociation : stratégies et tactiques gagnantes*. (pp. 17-29). ESF Sciences Humaines.
 32. Bhattacharya, R., & Bandyopadhyay, S. (2011). A review of the causes of bullwhip effect in a supply chain. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 54(9-12), 1245-1261.
 33. Bironneau, L., & Hovelaque, V. (2016). *Collaborer pour éviter les coups de fouet ou comment développer des partenariats entre industriels et distributeurs pour optimiser les stocks au sein d'une supply chain* (No. halshs-01354758).
 34. Bocquet, R., & Dubouloz, S. (2016). *Fariborz Damanpour-De l'innovation dans les organisations à l'innovation managériale*. Éditions EMS.
 35. Bogers, M., Hadar, R., & Bilberg, A. (2016). Additive manufacturing for consumer-centric business models: Implications for supply chains in consumer goods manufacturing. *Technological forecasting and social change*, 102, 225-239.
 36. Bohas, A., Berthoud, F., & Feltin, G. (2019). *Norme numérique et green IT* (No. hal-02057322).
 37. Boylan, J. E., & Johnston, F. R. (2003). Optimality and robustness of combinations of moving averages. *Journal of the Operational Research Society*, 54(1), 109-115.
 38. Boylan, J. E., & Syntetos, A. A. (2006). Accuracy and accuracy-implication metrics for intermittent demand. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, 4, 39-42.

-
39. Bray, R. L., & Mendelson, H. (2012). Information transmission and the bullwhip effect: An empirical investigation. *Management Science*, *58*(5), 860-875.
 40. Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (1991). Stationary ARMA Processes. In *Time Series: Theory and Methods* (pp. 77-113). Springer New York.
 41. Brockwell, P. J., Davis, R. A., & Calder, M. V. (2002). *Introduction to time series and forecasting* (Vol. 2). New York: springer.
 42. Buffa, E. S. (1961). *Modern production management*. Wiley.
 43. Bush, T. (2016). School Leadership and Management in England: The Paradox of Simultaneous Centralisation and Decentralisation. *Research in Educational Administration & Leadership*, *1*(1), 1-23.
 44. Cachon, G. P. (2003). Supply chain coordination with contracts. *Handbooks in operations research and management science*, *11*, 227-339.
 45. Cachon, G. P., & Fisher, M. (2000). Supply chain inventory management and the value of shared information. *Management science*, *46*(8), 1032-1048.
 46. Cachon, G. P., & Lariviere, M. A. (2005). Supply chain coordination with revenue-sharing contracts: strengths and limitations. *Management science*, *51*(1), 30-44.
 47. Calvillo, C. F., Sánchez-Miralles, A., Villar, J., & Martín, F. (2016). Optimal planning and operation of aggregated distributed energy resources with market participation. *Applied Energy*, *182*, 340-357.
 48. Cambon, G. (2016). La chaîne d'approvisionnement aéronautique et spatiale du grand Sud-Ouest. Un dynamisme plus modéré en 2014.
 49. Canel-Depitre, B. (2017). Le processus de construction de l'inacceptabilité sociale d'un projet de production électrique éolien en Haute Saintonge. In *Annales des Mines-Gerer et comprendre* (No. 4, pp. 15-31). FFE.
 50. Carrera, D. A., Mayorga, R. V., & Peng, W. (2020). A Soft Computing Approach for group decision making: A supply chain management application. *Applied Soft Computing*, 106201.
 51. Cetindamar, D., Çatay, B., & Serdar Basmaci, O. (2005). Competition through collaboration: insights from an initiative in the Turkish textile supply chain. *Supply Chain Management: an international journal*, *10*(4), 238-240.
 52. Chandra, C., & Grabis, J. (2005). Application of multi-steps forecasting for restraining the bullwhip effect and improving inventory performance under autoregressive demand. *European Journal of operational research*, *166*(2), 337-350.

-
53. Chanegrih, T., & Creusier, J. (2019). L'élargissement du lean aux acteurs de la supply chain : vers plus de performance ? *Logistique & Management*, 27(3), 182-191.
 54. Chang, H., Chen, J., Hsu, S. W., & Mashruwala, R. (2018). The impact of the bullwhip effect on sales and earnings prediction using order backlog. *Contemporary Accounting Research*, 35(2), 1140-1165.
 55. Chatfield, C., & Xing, H. (2019). *The analysis of time series: an introduction with R.* (pp. 19-37). CRC press.
 56. Chen, B., Chen, X., & Kanzow, C. (2000a). A penalized Fischer-Burmeister NCP-function. *Mathematical Programming*, 88(1), 211-216.
 57. Chen, C. L., & Lee, W. C. (2004). Multi-objective optimization of multi-echelon supply chain networks with uncertain product demands and prices. *Computers & Chemical Engineering*, 28(6-7), 1131-1144.
 58. Chen, F., Drezner, Z., Ryan, J. K., & Simchi-Levi, D. (2000b). Quantifying the Bullwhip Effect in a Simple Supply Chain: The Impact of Forecasting, Lead Times, and Information. *Management Science*, 46(3), 437.
 59. Chen, J., & Bell, P. (2011). The impact of customer returns on decisions in a newsvendor problem with and without buyback policies. *International Transactions in Operational Research*, 18(4), 473-491.
 60. Chen, J. V., Yen, D. C., Rajkumar, T. M., & Tomochko, N. A. (2011). The antecedent factors on trust and commitment in supply chain relationships. *Computer Standards & Interfaces*, 33(3), 262-270.
 61. Chen, Y., Zhao, H., & Yu, L. (2010, August). Demand forecasting in automotive aftermarket based on ARMA model. In *2010 International Conference on Management and Service Science* (pp. 1-4). IEEE.
 62. Cheng, J. H. (2011). Inter-organizational relationships and information sharing in supply chains. *International Journal of Information Management*, 31(4), 374-384.
 63. Cheng, T. C. E., & Wu, Y. N. (2005). The impact of information sharing in a two-level supply chain with multiple retailers. *Journal of the Operational Research Society*, 56(10), 1159-1165.
 64. Chesbrough, H. (2010). Business model innovation: opportunities and barriers. *Long range planning*, 43(2-3), 354-363.
 65. Cheung, K. L., & Lee, H. L. (2002). The inventory benefit of shipment coordination and stock rebalancing in a supply chain. *Management science*, 48(2), 300-306.

-
66. Cholez, C., Magrini, M. B., & Galliano, D. (2017). Les contrats de production en grandes cultures. Coordination et incitations par les coopératives. *Économie rurale. Agricultures, alimentations, territoires*, (360), 65-83.
 67. Chopra, S., Meindl, P., & Kalra, D. V. (2013). *Supply chain management: strategy, planning, and operation* (Vol. 232). Boston, MA: Pearson.
 68. Christopher, M. (2005). *Logistics and supply chain management: creating value-adding networks*. Pearson education.
 69. Chu, C. L., & Leon, V. J. (2008). Power-of-two single-warehouse multi-buyer inventory coordination with private information. *International Journal of Production Economics*, 111(2), 562-574.
 70. Chu, F. L. (2009). Forecasting tourism demand with ARMA-based methods. *Tourism Management*, 30(5), 740-751.
 71. Chua, P. M. H., Toh, Y., He, S., Jamaludin, A., & Hung, D. (2019). Centralised-Decentralisation in Singapore Education Policymaking. In *Innovations in Educational Change* (pp. 3-21). Springer, Singapore.
 72. Ciancimino, E., Cannella, S., Bruccoleri, M., & Framinan, J. M. (2012). On the bullwhip avoidance phase: the synchronised supply chain. *European Journal of Operational Research*, 221(1), 49-63.
 73. Clark, T. H., & McKenney, J. L. (1994). Campbell Soup Company: a leader in continuous replenishment innovations. *Harvard Business School Case*, 195124.
 74. Coello, C. C. (1999). An updated survey of evolutionary multiobjective optimization techniques: State of the art and future trends. In *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)* (Vol. 1, pp. 3-13). IEEE.
 75. Coello, C. A. C., Lamont, G. B., & Van Veldhuizen, D. A. (2007). *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems* (Vol. 5, pp. 79-104). New York: Springer.
 76. Cooper, M. C., & Ellram, L. M. (1993). Characteristics of supply chain management and the implications for purchasing and logistics strategy. *The international journal of logistics management*.
 77. Cooper, M. C., Ellram, L. M., Gardner, J. T., & Hanks, A. M. (1997). Meshing multiple alliances. *Journal of Business logistics*, 18(1), 67.
 78. Coppini, M., Rossignoli, C., Rossi, T., & Strozzi, F. (2010). Bullwhip effect and inventory oscillations analysis using the beer game model. *International journal of production Research*, 48(13), 3943-3956.

-
79. Corbett, C. J. (2001). Stochastic inventory systems in a supply chain with asymmetric information: Cycle stocks, safety stocks, and consignment stock. *Operations research*, 49(4), 487-500.
 80. Courtin, G. (2013). Supply chain and the future of applications. Research Report October 2013 by *SCM World*.
 81. Cox, A. (1999). Power, value and supply chain management. *Supply chain management: An international journal*, 4(4), 167-175.
 82. Cros, S., Pratlong, F., & De La Robertie, C. (2017). *Intégration stratégique des démarches de RSE mise en œuvre par les entreprises du secteur de l'eau en France : une analyse en termes d'isomorphisme institutionnel*. HAL.
 83. Croson, R., & Donohue, K. (2006). Behavioral causes of the bullwhip effect and the observed value of inventory information. *Management science*, 52(3), 323-336.
 84. Croson, R., & Donohue, K. (2003). Impact of POS data sharing on supply chain management: An experimental study. *Production and Operations management*, 12(1), 1-11.
 85. Croson, R., Donohue, K., Katok, E., & Serman, J. (2014). Order stability in supply chains: coordination risk and the role of coordination stock. *Production and Operations Management*, 23(2), 176-196.
 86. Crossan, M. M., & Apaydin, M. (2010). A multi-dimensional framework of organizational innovation: A systematic review of the literature. *Journal of management studies*, 47(6), 1154-1191.
 87. Damanpour, F. (2014). Footnotes to research on management innovation. *Organization Studies*, 35(9), 1265-1285.
 88. Damour, T. (2005). Einstein 1905-1955, son approche de la physique. *Séminaire Poincaré «Einstein 1905-2005*, 9.
 89. David, A. (1999, May). Logique, épistémologie et méthodologie en sciences de gestion. In *Conférence de l'AIMS* (pp. 1-23).
 90. Davila, A., Gupta, M., & Palmer, R. J. (2018). Internal controls, decentralization, and performance. *Performance Measurement and Management Control: The Relevance of Performance Measurement and Management Control Research*, 39.
 91. De Almeida, M. M. K., Marins, F. A. S., Salgado, A. M. P., Santos, F. C. A., & da Silva, S. L. (2015). Mitigation of the bullwhip effect considering trust and collaboration in supply

-
- chain management: a literature review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 77(1-4), 495-513.
92. Deb, K. (2001). *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms* (Vol. 16). John Wiley & Sons.
93. Deb, K. (2014). Multi-objective optimization. In *Search methodologies* (pp. 403-449). Springer, Boston, MA.
94. Decret, V. (2014). Forte dépendance de la chaîne de production aéronautique et spatiale du Grand Sud-Ouest.
95. Dehove, E. (2012). L'internalisation de l'idéologie de la « bonne gouvernance » dans la chaîne d'approvisionnement en eau potable en Inde rurale.
96. Dejonckheere, J., Disney, S. M., Lambrecht, M. R., & Towill, D. R. (2004). The impact of information enrichment on the bullwhip effect in supply chains: A control engineering perspective. *European journal of operational research*, 153(3), 727-750.
97. Delbufalo, E. (2012). Outcomes of inter-organizational trust in supply chain relationships: a systematic literature review and a meta-analysis of the empirical evidence. *Supply Chain Management: An International Journal*, 17(4), 377-402.
98. Deniaud, I., Marmier, F., & Michalak, J. L. (2020). Méthodologie et outil de diagnostic 4.0: définir sa stratégie de transition 4.0 pour le management de la chaîne logistique. *Logistique & Management*, 28(1), 4-17.
99. Denyer, D. & Tranfield, D. (2009). Producing a systematic review. In: Bryman A, Buchanan D (eds) *The sage handbook of organizational research methods* (pp. 671–689). Sage, London.
100. Devika, K., Jafarian, A., Hassanzadeh, A., & Khodaverdi, R. (2016). Optimizing of bullwhip effect and net stock amplification in three-echelon supply chains using evolutionary multi-objective metaheuristics. *Annals of Operations Research*, 242(2), 457-487.
101. Diabat, A., & Deskoores, R. (2016). A hybrid genetic algorithm based heuristic for an integrated supply chain problem. *Journal of Manufacturing Systems*, 100(38), 172-180.
102. Ding, S., & Kaminsky, P. M. (2019). Centralized and Decentralized Warehouse Logistics Collaboration. *Manufacturing & Service Operations Management*.
103. Diorio, M. O., & Deschamps, I. (1989). Stratégie technologique : le rôle de la gestion des opérations et de la production. *Gestion*, 14(3), 94-103.

-
104. Disney, S. M., & Lambrecht, M. R. (2008). On replenishment rules, forecasting, and the bullwhip effect in supply chains. *Foundations and Trends in Technology, Information and Operations Management*, 2(1), 1-80.
105. Disney, S. M., & Towill, D. R. (2002). A discrete transfer function model to determine the dynamic stability of a vendor managed inventory supply chain. *International Journal of Production Research*, 40(1), 179-204.
106. Disney, S. M., & Towill, D. R. (2003a). On the bullwhip and inventory variance produced by an ordering policy. *Omega*, 31(3), 157-167.
107. Disney, S. M., & Towill, D. R. (2003). Vendor-managed inventory and bullwhip reduction in a two-level supply chain. *International Journal of Operations & Production Management*, 23(6), 625-651.
108. Duan, L., Wei, Y., Zhang, J., & Xia, Y. (2020). Centralized and decentralized autonomous dispatching strategy for dynamic autonomous taxi operation in hybrid request mode. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 111, 397-420.
109. Dudek, G., & Stadtler, H. (2005). Negotiation-based collaborative planning between supply chains partners. *European Journal of Operational Research*, 163(3), 668-687.
110. Duus, H. J. (2016). Strategic Forecasting: The Management Perspective. *Management Research Review*, 39(9), 998-1015.
111. Eames, E. R. (1983). L'empirisme logique : ses antécédents, ses critiques. *Journal of the History of Philosophy*, 21(1), 125-127.
112. Eckhaus, E. (2010). Consumer Demand Forecasting: Popular Techniques, Part 1: Weighted and Unweighted Moving Average. Retrieved June, 24, 2010.
113. El Azizi, M. B. (2016). Centralisation vs décentralisation du pilotage des stocks d'une chaîne à deux échelons : cas d'une entreprise française de distribution de plats cuisinés perturbée par une crise, approche multi-agents. *Revue Marocaine de recherche en management et marketing*, 1(13).
114. El Haoud, N., & Bachiri, Z. (2019, June). Stochastic Artificial Intelligence benefits and Supply Chain Management inventory prediction. In *2019 International Colloquium on Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA)* (pp. 1-5). IEEE.
115. El Ouardighi, F. (2008). Le supply chain management : concilier centralisation et indépendance organisationnelle. *Revue française de gestion*, (6), 81-88.

-
116. Erfani, T., & Utyuzhnikov, S. V. (2011). Directed search domain: a method for even generation of the Pareto frontier in multiobjective optimization. *Engineering Optimization*, 43(5), 467-484.
 117. Ervural, B. C., Beyca, O. F., & Zaim, S. (2016). Model estimation of ARMA using genetic algorithms: A case study of forecasting natural gas consumption. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 235, 537-545.
 118. Fabbe-Costes, N., Livolsi, L., & Sépari, S. (2018). Supply chain management. *Revue française de gestion*, (8), 13-24.
 119. Farina, M., Deb, K., & Amato, P. (2004). Dynamic multiobjective optimization problems: test cases, approximations, and applications. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 8(5), 425-442.
 120. Fawcett, S. E., Osterhaus, P., Magnan, G. M., Brau, J. C., & McCarter, M. W. (2007). Information sharing and supply chain performance: the role of connectivity and willingness. *Supply Chain Management: An International Journal*, 12(5), 358-368.
 121. Fiala, P. (2005). Information sharing in supply chains. *Omega*, 33(5), 419-423.
 122. Flöthmann, C., Hoberg, K., & Wieland, A. (2018). Competency Requirements of Supply Chain Planners and Analysts and Personal Preferences of Hiring Managers. *Supply Chain Management: An International Journal*, 23(6), 480-499.
 123. Floudas, C. A., Pardalos, P. M., Adjiman, C., Esposito, W. R., Gümüs, Z. H., Harding, S. T., ... & Schweiger, C. A. (2013). *Handbook of test problems in local and global optimization* (Vol. 33). Springer Science & Business Media.
 124. Ford, H., & Crowther, S. (1926). *Today and Tomorrow*. London: W.
 125. Forrester, J. (1958). Industrial dynamics: a major breakthrough for decision makers. *Harvard Business Review*, 36(4), 37-66.
 126. Forslund, H., & Jonsson, P. (2007). The impact of forecast information quality on supply chain performance. *International Journal of Operations & Production Management*, 27(1), 90-107.
 127. Foster, S. (2020). *Data Science within Supply Chain Management: An Analysis of Skillset Relevance* (Doctoral dissertation, Capella University).
 128. François, J. (2007). *Planification des chaînes logistiques : modélisation du système décisionnel et performance* (Doctoral dissertation, Université Sciences et Technologies-Bordeaux I).

-
129. Fredendall, L. D., & Hill, E. (2016). *Basics of supply chain management* (pp. 3-9). CRC Press.
 130. Fulconis, F., Merminod, N., & Paché, G. (2017). *Compétences de coordination des Prestataires de Services Logistiques (PSL): l'action collective au cœur des chaînes logistiques* (No. hal-01790244).
 131. Fulconis, F., & Paché, G. (2011). Entre innovation et optimisation : la décision en logistique à la croisée des chemins. *Management Avenir*, (8), 158-178.
 132. Funcke, S., & Bauknecht, D. (2016). Typology of centralised and decentralised visions for electricity infrastructure. *Utilities Policy*, 100(40), 67-74.
 133. Gajšek, B., & Sternad, M. (2020). Information Flow in the Context of the Green Concept, Industry 4.0, and Supply Chain Integration. In *Integration of Information Flow for Greening Supply Chain Management* (pp. 297-323). Springer, Cham.
 134. Gaur, V., Giloni, A., & Seshadri, S. (2005). Information Sharing in a Supply Chain under ARMA Demand. *Management Science*, 51(6), 961-969.
 135. Gavard-Perret, M. L., Gotteland, D., Haon, C., & Jolibert, A. (2012). Méthodologie de la recherche en sciences de gestion. *Réussir son mémoire ou sa thèse*, 2.
 136. Gazull, L. (2009). *Le bassin d'approvisionnement en bois-énergie de Bamako Une approche par un modèle d'interaction spatiale* (Doctoral dissertation, Paris 7).
 137. Geary, S., Disney, S. M., & Towill, D. R. (2006). On bullwhip in supply chains—historical review, present practice and expected future impact. *International Journal of Production Economics*, 101(1), 2-18.
 138. Geunes, J., Pardalos, P. M., & Romeijn, H. E. (Eds.). (2002). *Supply chain management: models, applications, and research directions* (Vol. 62 pp. 3-17). Springer Science & Business Media.
 139. Giannoccaro, I. (2018). Centralized vs. decentralized supply chains: The importance of decision maker's cognitive ability and resistance to change. *Industrial Marketing Management*, 73, 59-69.
 140. Giannoccaro, I., & Pontrandolfo, P. (2004). Supply chain coordination by revenue sharing contracts. *International journal of production economics*, 89(2), 131-139.
 141. Giard, V., & Sali, M. (2012). L'effet coup de fouet dans la chaîne logistique : une littérature contingente et incomplète. *Revue française de gestion industrielle*, 31(2).
 142. Gilbert, K. (2005). An ARIMA supply chain model. *Management Science*, 51(2), 305-310.

-
143. Gill, P., & Abend, J. (1997). Wal-Mart: The supply chain heavyweight champ. *Supply Chain Management Review*, 1(1), 8-16.
 144. Giordano-Spring, S., & Travaillé, D. (2018). Le double récit d'une chaîne logistique multi-acteurs : entre performativité et encastrément local. *Recherches en Sciences de Gestion*, (2), 177-207.
 145. Girard, C. (2017). Les mécanismes de centralisation des données de la recherche. Étendre l'accès libre à l'hébergement libre. *Revue française des sciences de l'information et de la communication*, (11).
 146. Gittell, J. H., & Weiss, L. (2004). Coordination networks within and across organizations: A multi-level Framework. *Journal of Management Studies*, 41(1), 127-153.
 147. Goldberg, D. E., & Holland, J. H. (1988). Genetic algorithms and machine learning. *Machine learning*, 3(2), 95-99.
 148. Gong, W. (2010, August). ARMA-GRNN for passenger demand forecasting. In *2010 Sixth International Conference on Natural Computation* (Vol. 3, pp. 1577-1581). IEEE.
 149. Gong, W., Cai, Z., & Zhu, L. (2009). An efficient multiobjective differential evolution algorithm for engineering design. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 38(2), 137-157.
 150. Gordon, G., & Tibshirani, R. (2012). Karush-kuhn-tucker conditions. *Optimization*, 10(725/36), 725.
 151. Graves, S. C. (1999). A single-item inventory model for a nonstationary demand process. *Manufacturing & Service Operations Management*, 1(1), 50-61.
 152. Gu, W., Archetti, C., Cattaruzza, D., Ogier, M., Semet, F., & Speranza, M. G. (2019, February). A multi-commodity transportation planning problem in supply chain management.
 153. Gulati, R., Wohlgezogen, F., & Zhelyazkov, P. (2012). The two facets of collaboration: Cooperation and coordination in strategic alliances. *The Academy of Management Annals*, 6(1), 531-583.
 154. Guo, L., Li, T., & Zhang, H. (2014). Strategic information sharing in competing channels. *Production and Operations Management*, 23(10), 1719-1731.
 155. Gustavsson, P., & Nordström, J. (2001). The impact of seasonal unit roots and vector ARMA modelling on forecasting monthly tourism flows. *Tourism Economics*, 7(2), 117-133.

-
156. Ha, B. C., Park, Y. K., & Cho, S. (2011). Suppliers' affective trust and trust in competency in buyers: Its effect on collaboration and logistics efficiency. *International Journal of Operations & Production Management*, 31(1), 56-77.
157. Hamel, G. (2006). The why, what, and how of management innovation. *Harvard business review*, 84(2), 72.
158. Hammond, J. H. (1993). Quick response in retail/manufacturing channels. *Globalization, technology, and competition*, 185-214.
159. Hays, C. L. (2004). What Wal-Mart knows about customers' habits. *The New York Times*, 14.
160. Henderson, J. (2018, June). *Supply Chain Digital*: <https://www.supplychaindigital.com/scm/nine-automakers-share-supply-chain-data>.
161. Heydari, J., Kazemzadeh, R. B., & Chaharsooghi, S. K. (2009). A study of lead time variation impact on supply chain performance. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 40(11-12), 1206-1215.
162. Hiassat, A., Diabat, A., & Rahwan, I. (2017). A genetic algorithm approach for location-inventory-routing problem with perishable products. *Journal of manufacturing systems*, 42, 93-103.
163. Holgado de Frutos, E., Trapero, J. R., & Ramos, F. (2020). A literature review on operational decisions applied to collaborative supply chains. *PloS one*, 15(3), e0230152.
164. Holland, J. H. (1992). Genetic algorithms. *Scientific american*, 267(1), 66-73.
165. Hollmann, R. L., Scavarda, L. F., & Thomé, A. M. T. (2015). Collaborative planning, forecasting and replenishment: a literature review. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 64(7), 971-993.
166. Holt, C.C., Modigliani, F., Muth, J.F., Simon, H.A., (1960). *Planning Production, Inventories, and Work Force*, Prentice-Hall.
167. Hosoda, T., & Disney, S. M. (2006). On variance amplification in a three-echelon supply chain with minimum mean square error forecasting. *Omega*, 34(4), 344-358.
168. Hosoda, T., Naim, M. M., Disney, S. M., & Potter, A. (2008). Is there a benefit to sharing market sales information? Linking theory and practice. *Computers & industrial engineering*, 54(2), 315-326.
169. Huang, L., & Liu, Y. (2008, October). Supply chain dynamics under the sustainable development. In *2008 4th international conference on wireless communications, networking and mobile computing* (pp. 1-6). IEEE.

-
170. Hussain, M., Drake, P. R., & Lee, D. M. (2012). Quantifying the impact of a supply chain's design parameters on the bullwhip effect using simulation and Taguchi design of experiments. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*.
171. Ireland, R. K., & Crum, C. (2005). *Supply chain collaboration: How to implement CPFR and other best collaborative practices* (pp. 137-144). J. Ross Publishing.
172. Isasi, P., & Hernandez, J. C. (2004). Introduction to the applications of evolutionary computation in computer security and cryptography. *Computational Intelligence*, 20(3), 445-449.
173. Jacquet, M. A. (2019). Le virage numérique à l'hôpital : un processus de transformation globale. *Gestion Finances Publiques*, (1), 37-43.
174. Jain, A., Seshadri, S., & Sohoni, M. (2011). Differential pricing for information sharing under competition. *Production and Operations Management*, 20(2), 235-252.
175. Jakšič, M., & Rusjan, B. (2008). The effect of replenishment policies on the bullwhip effect: A transfer function approach. *European Journal of Operational Research*, 184(3), 946-961.
176. Jaradat, R., Adams, F., Abutabenjeh, S., & Keating, C. (2017). The complementary perspective of system of systems in collaboration, integration, and logistics: a value-chain based paradigm of supply chain management. *Systems*, 5(4), 50.
177. Jemai, Z., & Karaesmen, F. (2003). *L'influence de la décentralisation sur la performance de la chaîne logistique à deux étages* (No. hal-01672456).
178. Jharkharia, S., & Shankar, R. (2000, December). Information technology: a competitive weapon in supply chain management. In *Proceedings of International Conference on Flexible Systems Management* (pp. 17-20).
179. Jiang, D., Li, H., Yang, T., & Li, D. (2016). Genetic algorithm for inventory positioning problem with general acyclic supply chain networks. *European journal of industrial engineering*, 10(3), 367-384.
180. Jin, B. (2006). Performance implications of information technology implementation in an apparel supply chain. *Supply Chain Management: An International Journal*, 11(4), 309-316.
181. Johnston, F. R., Boyland, J. E., Meadows, M., & Shale, E. (1999). Some properties of a simple moving average when applied to forecasting a time series. *Journal of the Operational Research Society*, 50(12), 1267-1271.
182. Johnson, G., Scholes, K., & Fréry, F. (2000). *Stratégique* (Vol. 9). Pearson Education.

-
183. Johnson, S. M. (1954). Optimal two-and three-stage production schedules with setup times included. *Naval research logistics quarterly*, 1(1), 61-68.
184. Kahn, J. A. (1987). Inventories and the Volatility of Production. *American Economic Review*, 77(4), 667-679.
185. Kalaoglu, Ö. I., Akyuz, E. S., Ecemi, S., Eryuruk, S. H., SÜMEN, H., & Kalaoglu, F. (2015). Retail demand forecasting in clothing industry. *Tekstil ve Konfeksiyon*, 25(2), 172–178.
186. Kanda, A., & Deshmukh, S. G. (2008). Supply chain coordination: perspectives, empirical studies and research directions. *International journal of production Economics*, 115(2), 316-335.
187. Kapgate, D. (2014). Weighted moving average forecast model based prediction service broker algorithm for cloud computing. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 3 (2), 71–79.
188. Karadayi-Usta, S. (2019, July). An Interpretive Structural Fuzzy Analysis for CPFR Implementation Barriers: A Food Supply Chain Case Study. In *International Conference on Intelligent and Fuzzy Systems* (pp. 423-431). Springer, Cham.
189. Karadayi-Usta, S., & Serdarasan, S. (2020). A Collaborative Framework for Medical Tourism Service Supply Chain Operations. In *Global Developments in Healthcare and Medical Tourism* (pp. 188-219). IGI Global.
190. Kelepouris, T., Miliotis, P., & Pramataris, K. (2008). The impact of replenishment parameters and information sharing on the bullwhip effect: A computational study. *Computers & Operations Research*, 35(11), 3657-3670.
191. Khan, M. A., & Baseer, M. (2016). Globalization of Logistics and Supply Chain Management. *Supply Chain Management*.
192. Kharlamov, A., & Parry, G. (2018). Advanced supply chains: Visibility, blockchain and human behaviour. In *Innovation and Supply Chain Management* (pp. 321-343). Springer, Cham.
193. Kim, D., & Lee, R. P. (2010). Systems collaboration and strategic collaboration: their impacts on supply chain responsiveness and market performance. *Decision Sciences*, 41(4), 955-981.
194. Klein, R., Rai, A., & Straub, D. W. (2007). Competitive and cooperative positioning in supply chain logistics relationships. *Decision Sciences*, 38(4), 611-646.
195. Kramer, O. (2017). *Genetic algorithm essentials* (Vol. 679). Springer.

-
196. Kristov, L., De Martini, P., & Taft, J. D. (2016). A tale of two visions: Designing a decentralized transactive electric system. *IEEE Power and Energy Magazine*, 14(3), 63-69.
197. Kumar, B. K., Nagaraju, D., & Narayanan, S. (2016). Three-echelon supply chain with centralised and decentralised inventory decisions under linear price dependent demand. *International Journal of Logistics Systems and Management*, 23(2), 231-254.
198. Kumar, K. (2001). Technology for supporting supply chain management: introduction. *Communications of the ACM*, 44(6), 58-61.
199. Lagacé, É. (2008). Analyse des impacts des circulaires hebdomadaires sur la chaîne d'approvisionnement d'une entreprise de commerce de détail.
200. La Londe, B. J. (1997). Supply chain management: myth or reality? *Supply Chain Management Review*, 1(1), 6-7.
201. La Londe, B. J., & Masters, J. M. (1994). Emerging Logistics Strategies: Blueprints for the Next Century. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 24(7), 35-47.
202. La Londe, B. J., & Ginter, J. L. (2002). 2003 Survey of Career Patterns in Logistics. The Ohio State University. <http://www.clm1.org/career/downloads/2002careerpatterns.pdf> Consultada el, 15.
203. Lambert, D. M., & Cooper, M. C. (2000). Issues in supply chain management. *Industrial marketing management*, 29(1), 65-83.
204. Lambert, D. M., Stock, J. R., & Ellram, L. M. (1998). *Fundamentals of logistics management*. McGraw-Hill/Irwin.
205. Lan, Q., Zou, L., Zhou, Y., & He, L. (2019). A supply chain network equilibrium model with a smoothing newton solution scheme. *Enterprise Information Systems*, 13(2), 170-195.
206. Lapiere, S. D., & Ruiz, A. B. (2004). L'approche chaîne d'approvisionnement pour organiser un service d'approvisionnement hospitalier. *Logistique & Management*, 12(sup1), 5-11.
207. Larsen, T. S., Thernoe, C., & Andresen, C. (2003). Supply chain collaboration: theoretical perspective and empirical evidence. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 33(6), 531-549.
208. Lau, H. C., & Lee, W. B. (2000). On a responsive supply chain information system. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 30(7/8), 598-610.
209. Laukontaus, S. J., Aho, P. S., Pettilä, V., Albäck, A., Kantonen, I., Railo, M., ... & Lepäntö, M. (2007, September). Diminution de la mortalité des anévrysmes rompus de

-
- l'aorte abdominale après centralisation et amélioration de la qualité hospitalière. In *Annales de Chirurgie Vasculaire* (Vol. 21, No. 5, pp. 204-209). Elsevier Masson.
210. Lavastre, O., Ageron, B., Chaze-Magnan, L., & Spalanzani, A. (2014). Pratiques Inter-organisationnelles Innovantes (P2I) dans le Supply Chain Management : Développement et validation d'un instrument de mesure. *M@n@gement*, 17(4), 266-304.
211. Le Gal, P. Y., Lejars, C., Lyne, P., & Meyer, E. (2004). De la diversité spatiale aux performances des bassins d'approvisionnement : cas des sucreries de canne. *Cahiers Agricultures*, 13(6), 554-562.
212. Le Roy, F., Robert, M., & Giuliani, P. (2013). L'innovation managériale. *Revue française de gestion*, (6), 77-90.
213. Lea, B. R., & Fredendall, L. D. (2002). The impact of management accounting, product structure, product mix algorithm, and planning horizon on manufacturing performance. *International Journal of Production Economics*, 79(3), 279-299.
214. Lee, H. H., Zhou, J., & Hsu, P. H. (2015). The role of innovation in inventory turnover performance. *Decision Support Systems*, 76(C), 35-44.
215. Lee, H. L., So, K. C., & Tang, C. S. (2000). The value of information sharing in a two-level supply chain. *Management science*, 46(5), 626-643.
216. Lee, H. L., & Whang, S. (2000). Information sharing in a supply chain. *International Journal of Manufacturing Technology and Management*, 1(1), 79-93.
217. Lee, H. L., Padmanabhan, V., & Whang, S. (1997). Information distortion in a supply chain: The bullwhip effect. *Management science*, 43(4), 546-558.
218. Lee, H. T., & Wu, J. C. (2006). A study on inventory replenishment policies in a two-echelon supply chain system. *Computers & Industrial Engineering*, 51(2), 257-263.
219. Le Moigne, J. L. (1990). Epistémologies constructivistes et sciences de l'organisation. *Epistémologies et sciences de gestion*, 81-140.
220. Le Moigne, J. L. (1995). *Les épistémologies constructivistes* (Vol. 2969). Paris: Presses universitaires de France.
221. Lemoine, J. F. (2003). Vers une approche globale de l'atmosphère du point de vente. *Revue française du marketing*, (194), 83.
222. Li, C. (2013). Controlling the bullwhip effect in a supply chain system with constrained information flows. *Applied Mathematical Modelling*, 37(4), 1897-1909.

-
223. Li, C., & Liu, S. (2013). A robust optimization approach to reduce the bullwhip effect of supply chains with vendor order placement lead time delays in an uncertain environment. *Applied Mathematical Modelling*, 37(3), 707-718.
224. Li, J., Yi, L., Shi, V., & Chen, X. (2020). Supplier Encroachment Strategy in the Presence of Retail Strategic Inventory: Centralization or Decentralization? *Omega*, 102213.
225. Li, L. (2002). Information sharing in a supply chain with horizontal competition. *Management Science*, 48(9), 1196-1212.
226. Li, X., & Wang, Q. (2007). Coordination mechanisms of supply chain systems. *European journal of operational research*, 179(1), 1-16.
227. Li, Y., Xu, X., Zhao, X., Yeung, J. H. Y., & Ye, F. (2012). Supply chain coordination with controllable lead time and asymmetric information. *European Journal of Operational Research*, 217(1), 108-119.
228. Lin, J. Y., Zhou, S. X., & Gao, F. (2019). Production and technology choice under emissions regulation: Centralized vs decentralized supply chains. *IIE Transactions*, 51(1), 57-73.
229. Liouville, J. (2011). Enchères électroniques inversées et confiance dans les relations B to B. *REDACTION : Brahim BENABDESLEM Directeur Général de la revue Boualem ALIOUAT Rédacteur en chef*, 1(1), 68.
230. Liu, J., Zhang, S., & Hu, J. (2005). A case study of an inter-enterprise workflow-supported supply chain management system. *Information & Management*, 42(3), 441-454.
231. Luong, H. T. (2007). Measure of bullwhip effect in supply chains with autoregressive demand process. *European Journal of Operational Research*, 180(3), 1086-1097.
232. Lv, F., Ma, S., & Guan, X. (2015). The implication of capacity reservation contracts in assembly system with asymmetric demand information. *International Journal of Production Research*, 53(18), 5564-5591.
233. Malone, T. W., & Crowston, K. (1990, September). What is coordination theory and how can it help design cooperative work systems? In *Proceedings of the 1990 ACM conference on Computer-supported cooperative work* (pp. 357-370).
234. Marchesnay, M. (1993). *Management stratégique* (pp. 5-6). Paris: Eyrolles.
235. Martin, A. J. (1992). *DRP: distribution resource planning: the gateway to true quick response and continuous replenishment*. John Wiley & Sons.
236. Mason, A. N., & Villalobos, J. R. (2015). Coordination of perishable crop production using auction mechanisms. *Agricultural Systems*, 138(C), 18-30.

-
237. Mason-Jones, R., & Towill, D. R. (1999). Vaincre l'incertitude : réduire l'effet coup de fouet sur les Supply Chains. *Logistique & Management*, 7(1), 7-14.
238. Mateu, J. B., & Pluchart, J. J. (2019). L'économie de l'intelligence artificielle. *Revue d'économie financière*, (3), 257-272.
239. Maurseth, P. B. (2018). Russian regions in transition: centralisation through decentralisation? In *Centre-periphery Relations in Russia* (pp. 105-144). Routledge.
240. McCarthy, T. M., & Golicic, S. L. (2002). Implementing collaborative forecasting to improve supply chain performance. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 32(6), 431-454.
241. Meredith, J. R., McCutcheon, D. M., & Raturi, A. S. (1994). The customisation-responsiveness squeeze. *Sloan Management Review*, Vol. Winter, 89-92.
242. Mendelson, H. (2000). Organizational architecture and success in the information technology industry. *Management science*, 46(4), 513-529.
243. Mentzer, J. T., Min, S., & Zacharia, Z. G. (2000). The nature of interfirm partnering in supply chain management. *Journal of retailing*, 76(4), 549-568.
244. Mercier, S. (2001, June). L'apport de la théorie des parties prenantes au management stratégique: une synthèse de la littérature. In *Xième Conférence de l'Association Internationale de Management Stratégique* (pp. 13-14).
245. Metters, R. (1997). Quantifying the bullwhip effect in supply chains. *Journal of operations management*, 15(2), 89-100.
246. Mol, M. J., & Birkinshaw, J. (2009). The sources of management innovation: When firms introduce new management practices. *Journal of business research*, 62(12), 1269-1280.
247. Moncayo-Martínez, L. A., & Zhang, D. Z. (2011). Multi-objective ant colony optimisation: a meta-heuristic approach to supply chain design. *International Journal of Production Economics*, 131(1), 407-420.
248. Mougeot, M. (1986). *Le système de santé: centralisation ou décentralisation?*, éditions Economica, Paris, 1986, Préface de H. GUITTON, de l'Institut, 184 pages (No. hal-02504382).
249. Moyaux, T., Chaib-draa, B., & D'Amours, S. (2007). Information sharing as a coordination mechanism for reducing the bullwhip effect in a supply chain. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 37(3), 396-409.

-
250. Müller, R., & Turner, J. R. (2005). The impact of principal–agent relationship and contract type on communication between project owner and manager. *International Journal of Project Management*, 23(5), 398-403.
251. Muñoz, D. C., Amador, P. M., Llamas, L. M., Hernandez, D. M., & Sancho, J. M. S. (2017). Decentralization of health systems in low and middle income countries: a systematic review. *International journal of public health*, 62(2), 219-229.
252. Muñoz, E. G., Cossío, N. S., Cedeño, S. D. M. R., Ricardo, S. E. L., Hernández, Y. C., & Crespo, E. O. (2020). Application of neural networks in predicting the level of integration in supply chains. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 13(1), 120-132.
253. Munson, C. L., Hu, J., & Rosenblatt, M. J. (2003). Teaching the costs of uncoordinated supply chains. *Interfaces*, 33(3), 24-39.
254. Nakhjirkan, S., Rafiei, F. M., & Kashan, A. H. (2019). Developing an integrated decision making model in supply chain under demand uncertainty using genetic algorithm and network data envelopment analysis. *International Journal of Mathematics in Operational Research*, 14(1), 53-81.
255. Narayanan, A., Mackelprang, A., & Malhotra, M. (2019, July). Effect of Capacity and Flexibility Constraints on Bullwhip Effect in Supply Chains. In *Academy of Management Proceedings* (Vol. 2019, No. 1, p. 17864). Briarcliff Manor, NY 10510: Academy of Management.
256. Nicolas, E. (2018). Vers la définition d'une gestion sociale de la chaîne logistique. Analyse lexicale de rapports d'audit fournisseurs de l'entreprise Patagonia. *RIMHE: Revue Interdisciplinaire Management, Homme Entreprise*, (1), 46-67.
257. Oeser, G., & Romano, P. (2016). An empirical examination of the assumptions of the Square Root Law for inventory centralisation and decentralisation. *International Journal of Production Research*, 54(8), 2298-2319.
258. Ohno, T. (1988). *Toyota production system: beyond large-scale production*. crc Press.
259. Ojha, D., Sahin, F., Shockley, J., & Sridharan, S. V. (2019). Is there a performance tradeoff in managing order fulfillment and the bullwhip effect in supply chains? The role of information sharing and information type. *International Journal of Production Economics*, 208, 529-543.
260. Orlicki, J. A. (1975). *Material requirements planning: the new way of life in production and inventory management*. McGraw-Hill.

-
261. Oulmoudne, A., & Benmoussa, M. (2017). Contribution à la compréhension de la confiance et de l'engagement en contexte marocain: cas de la chaîne logistique d'une enseigne de grande distribution alimentaire/Contribution to the understanding of trust and commitment in Moroccan context: the case of a supply chain of food retail brand. *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 19(1), 140.
262. Ouyang, Y. (2007). The effect of information sharing on supply chain stability and the bullwhip effect. *European Journal of Operational Research*, 182(3), 1107-1121.
263. Özer, Ö., Zheng, Y., & Ren, Y. (2014). Trust, trustworthiness, and information sharing in supply chains bridging China and the United States. *Management Science*, 60(10), 2435-2460.
264. Pappas, S. S., Ekonomou, L., Karampelas, P., Karamousantas, D. C., Katsikas, S. K., Chatzarakis, G. E., & Skafidas, P. D. (2010). Electricity demand load forecasting of the Hellenic power system using an ARMA model. *Electric Power Systems Research*, 80(3), 256-264.
265. Pine, B. J. (1993). *Mass customization* (Vol. 17). Boston: Harvard business school press.
266. Plossl, G. W. (1985). *Production and inventory control: principles and techniques* (Vol. 1). Prentice Hall.
267. Ponce, S., Landry, S., & Roy, J. (2007). De l'organisation scientifique du travail à la gestion de la chaîne d'approvisionnement. *Gestion*, 32(3), 52-65.
268. Qi, L., & Sun, D. (1999). A survey of some nonsmooth equations and smoothing Newton methods. *In Progress in optimization* (pp. 121-146). Springer, Boston, MA.
269. Qian, Y., Chen, J., Miao, L., & Zhang, J. (2012). Information sharing in a competitive supply chain with capacity constraint. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 24(4), 549-574.
270. Qin, X., Zhen, F., & Zhu, S. J. (2016). Centralisation or decentralisation? Impacts of information channels on residential mobility in the information era. *Habitat International*, 100(53), 360-368.
271. Rached, M., Bahroun, Z., & Campagne, J. P. (2016). Decentralised decision-making with information sharing vs. centralised decision-making in supply chains. *International Journal of Production Research*, 54(24), 7274-7295.
272. Raghunathan, S. (2003). Impact of demand correlation on the value of and incentives for information sharing in a supply chain. *European Journal of Operational Research*, 146(3), 634-649.

-
273. Raghunathan, S. (2001). Information sharing in a supply chain: A note on its value when demand is nonstationary. *Management science*, 47(4), 605-610.
274. Richardson, D. C., Dale, R., & Kirkham, N. Z. (2007). The art of conversation is coordination. *Psychological science*, 18(5), 407-413.
275. Ripley, B. D. (2009). *Stochastic simulation* (Vol. 316). John Wiley & Sons.
276. Roder, S. (2019). *Guide pratique de l'intelligence artificielle dans l'entreprise: Anticiper les transformations, mettre en place des solutions*. Editions Eyrolles.
277. Rouleau, L., Allard-Poesi, F., & Warnier, V. (2007). Le management stratégique en pratiques. *Revue française de gestion*, (5), 15-24.
278. Rouquet, A., & Roussat, C. (2019). Numéro spécial «12 es Rencontres internationales de la recherche en logistique et supply chain management». *LOGISTIQUE & MANAGEMENT*, 27(1), 1-3.
279. Sabri, E. H., & Beamon, B. M. (2000). A multi-objective approach to simultaneous strategic and operational planning in supply chain design. *Omega*, 28(5), 581-598.
280. Safe, M., Carballido, J., Ponzoni, I., & Brignole, N. (2004, September). On stopping criteria for genetic algorithms. In *Brazilian Symposium on Artificial Intelligence* (pp. 405-413). Springer, Berlin, Heidelberg.
281. Sahin, F., & Robinson, E. P. (2005). Information sharing and coordination in make-to-order supply chains. *Journal of operations management*, 23(6), 579-598.
282. Sampieri-Teissier, N., & Livolsi, L. (2019). L'hôpital dans la supply chain santé: quelle évolution des compétences managériales?. *Logistique & Management*, 27(1), 33-43.
283. Sanders, N. R. (2008). Pattern of information technology use: The impact on buyer-supplier coordination and performance. *Journal of Operations Management*, 26(3), 349-367.
284. Sanders, N. R., & Manrodt, K. B. (2003). Forecasting software in practice: Use, satisfaction, and performance. *Interfaces*, 33(5), 90-93.
285. Sanders, N. R., & Manrodt, K. B. (1994). Forecasting practices in US corporations: survey results. *Interfaces*, 24(2), 92-100.
286. Seshadri, S. R., Parab, S., Kotte, S., Latha, N., & Subbiah, K. (2016). Decentralization and decision space in the health sector: a case study from Karnataka, India. *Health policy and planning*, 31(2), 171-181.
287. Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2011). ARIMA models. In *Time Series Analysis and Its Applications* (pp. 83-171). Springer New York.

-
288. Silver, E. A., Pyke, D. F., & Peterson, R. (1998). *Inventory management and production planning and scheduling* (Vol. 3, p. 30). New York: Wiley.
289. Simon, H. A. (1952). On the application of servomechanism theory in the study of production control. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 247-268.
290. Sinha, S., & Sarmah, S. P. (2008). An application of fuzzy set theory for supply chain coordination. *International Journal of Management Science and Engineering Management*, 3(1), 19-32.
291. Sirikasemsuk, K., & Luong, H. T. (2017). Measure of bullwhip effect in supply chains with first-order bivariate vector autoregression time-series demand model. *Computers and Operations Research*, 78(C), 59-79.
292. Sorensen, D. C. (1985). Analysis of Pairwise Pivoting in Gaussian Elimination. *IEEE Transactions on Computers*, 34(3), 274-278.
293. Steckel, J. H., Gupta, S., & Banerji, A. (2004). Supply chain decision making: Will shorter cycle times and shared point-of-sale information necessarily help?. *Management Science*, 50(4), 458-464.
294. Sterman, J. D. (1989). Modeling managerial behavior: Misperceptions of feedback in a dynamic decision making experiment. *Management science*, 35(3), 321-339.
295. Sterman, J. (2010). *Business dynamics*. Irwin/McGraw-Hill c2000...
296. Su, C. T., & Wong, J. T. (2008). Design of a replenishment system for a stochastic dynamic production/forecast lot-sizing problem under bullwhip effect. *Expert Systems with Applications*, 34(1), 173-180.
297. Sucky, E. (2009). The bullwhip effect in supply chains—An overestimated problem?. *International Journal of Production Economics*, 118(1), 311-322.
298. Svetunkov, I., & Petropoulos, F. (2018). Old dog, new tricks: a modelling view of simple moving averages. *International Journal of Production Research*, 56(18), 6034-6047.
299. Taghipour, A., & Frayret, J. M. (2013a). Dynamic mutual adjustment search for supply chain operations planning co-ordination. *International Journal of Production Research*, 51(9), 2715-2739.
300. Taghipour, A., & Frayret, J. M. (2013b). Coordination of operations planning in supply chains: a review. *International Journal of Business Performance and Supply Chain Modelling*, 5(3), 272-307.

-
301. Taheri, S. M. R., & Beheshtinia, M. A. (2019). A Genetic Algorithm Developed for a Supply Chain Scheduling Problem. *Iranian Journal of Management Studies*, 12(2), 107-132.
302. Tai, P. D., Duc, T. T. H., & Buddhakulsomsiri, J. (2019). Measure of bullwhip effect in supply chain with price-sensitive and correlated demand. *Computers & Industrial Engineering*, 127, 408-419.
303. Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: from design to implementation* (Vol. 74 pp. 308-375). John Wiley & Sons.
304. Taylor, F. W., & Chatelier, L. (1911). *Principes d'organisation scientifique des usines*. Dunod et Pinat.
305. Terry, G. R., & Franklin, S. G. (1972). Principles of management (p. 516). Homewood, IL: RD Irwin.
306. Tliche, Y., Taghipour, A., & Canel-Depitre, B. (2019). Downstream Demand Inference in decentralized supply chains. *European Journal of Operational Research*, 274(1), 65-77.
307. Tliche, Y., Taghipour, A., & Canel-Depitre, B. (2020). An Improved Forecasting Approach to Reduce Inventory Levels in Decentralized Supply Chains. *European Journal of Operational Research*, Doi: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.04.044>
308. Trapero, J. R., Kourentzes, N., & Fildes, R. (2012). Impact of information exchange on supplier forecasting performance. *Omega*, 40(6), 738-747.
309. Treiblmaier, H. (2018). Optimal levels of (de) centralization for resilient supply chains. *The International Journal of Logistics Management*.
310. Trkman, P., Groznik, A., & Koohang, A. (2006). Measurement of supply chain integration benefits. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge & Management*, 1, 37.
311. Tyndall, G., Gopal, C., Partsch, W., & Kamauff, J. (1998). *Supercharging supply chains. New ways to increase value through global operational excellence*.
312. Usunier, J. C., & Bourbonnais, R. (2017). *Prévision des Ventes: Théorie et pratique* (No. hal-01507734).
313. Van Dantzig, D. (1947). On the principles of intuitionistic and affirmative mathematics. *Indagationes Mathematicae*, 9, 429-440.
314. Vandenberghe, F. (2007). Une ontologie réaliste pour la sociologie: système, morphogénèse et collectifs. *Social Science Information*, 46(3), 487-542.

-
315. Vandenberghe, L., & Boyd, S. (1996). Semidefinite programming. *SIAM review*, 38(1), 49-95.
316. Vanpoucke, E., Vereecke, A., & Muylle, S. (2017). Leveraging the impact of supply chain integration through information technology. *International journal of operations & production management*, 37(4), 510-530.
317. Vas, P. (1999). *Artificial-intelligence-based electrical machines and drives: application of fuzzy, neural, fuzzy-neural, and genetic-algorithm-based techniques* (Vol. 45). Oxford university press.
318. Vieira, J., Yoshizaki, H., & Ho, L. (2009). Collaboration intensity in the Brazilian supermarket retail chain. *Supply Chain Management: An International Journal*, 14(1), 11-21.
319. Vickery, S. K., Jayaram, J., Droge, C., & Calantone, R. (2003). The effects of an integrative supply chain strategy on customer service and financial performance: an analysis of direct versus indirect relationships. *Journal of operations management*, 21(5), 523-539.
320. Vosooghidizaji, M., Taghipour, A., & Canel-Depitre, B. (2020). Supply chain coordination under information asymmetry: a review. *International Journal of Production Research*, 58(6), 1805-1834.
321. Wang, F., Lai, X., & Shi, N. (2011). A multi-objective optimization for green supply chain network design. *Decision Support Systems*, 51(2), 262-269.
322. Wei, H. L., Wong, C. W., & Lai, K. H. (2012). Linking inter-organizational trust with logistics information integration and partner cooperation under environmental uncertainty. *International Journal of Production Economics*, 139(2), 642-653.
323. Wenxia, X., Feijia, L., Shuo, L., Kun, G., & Guodong, L. (2015, August). Design and application for the method of dynamic weighted moving average forecasting. In *2015 Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications (ISDEA)* (pp. 278-280). IEEE.
324. Whang, S. (2000). Information sharing in a supply chain. *International Journal of Technology Management*, 20(3/4), 373-387.
325. Wichmann, P., Brintrup, A., Baker, S., Woodall, P., & McFarlane, D. (2020). Extracting supply chain maps from news articles using deep neural networks. *International Journal of Production Research*, 1-17.
326. Wight, O.W., (1981). *MRP II: Unlocking America's Productivity Potential*, O. Wight Ltd Publications, CBI Pub. Co.

-
327. Wright, D., & Yuan, X. (2008). Mitigating the bullwhip effect by ordering policies and forecasting methods. *International Journal of Production Economics*, 113(2), 587-597.
328. Wright, T. P. (1936). Factors affecting the cost of airplanes. *Journal of the aeronautical sciences*, 3(4), 122-128.
329. Wu, D. Y., & Katok, E. (2006). Learning, communication, and the bullwhip effect. *Journal of operations management*, 24(6), 839-850.
330. Xie, J., Liang, L., Liu, L., & Ieromonachou, P. (2017). Coordination contracts of dual-channel with cooperation advertising in closed-loop supply chains. *International Journal of Production Economics*, 183(PB), 528-538.
331. Xu, H., & Cao, E. (2016). Closed-loop supply chain network equilibrium model and its Newton method. *Kybernetes: The International Journal of Systems & Cybernetics*, 45(3), 393-410.
332. Xu, H., Yao, N., & Tong, S. (2013). Sourcing under cost information asymmetry when facing time-sensitive customers. *International Journal of Production Economics*, 144(2), 599-609.
333. Xu, S., & Tan, K. H. (2020). Data-Driven Inventory Management in the Healthcare Supply Chain. In *Supply Chain and Logistics Management: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications* (pp. 1390-1403). IGI Global.
334. Yadav, A. S., Maheshwari, P., Swami, A., & Garg, A. (2017). Analysis of six stages supply chain management in inventory optimization for warehouse with artificial bee colony algorithm using genetic algorithm. *Selforganizology*, 4(3), 41-51.
335. Yang, D., Li, L., Jiang, X., & Zhao, J. (2019). The fit between market learning and organizational capabilities for management innovation. *Industrial Marketing Management*.
336. Yang, X. S. (2014). *Introduction to computational mathematics* (pp. 233-244). World Scientific Publishing Company.
337. Yang, X. S., & Koziel, S. (2010). Computational optimization, modelling and simulation—a paradigm shift. *Procedia Computer Science*, 1(1), 1297-1300.
338. Yassine A. (2005, Mai). Algorithme Génétique pour la résolution du problème d’atterrissage d’avions dans un aéroport. In *2ème Congrès National de Mathématiques Appliquées et Industrielles (SMAI 2005)* (pp. 23-27), Evian, France.
339. Ye, F., Li, Y., & Yang, Q. (2018). Designing coordination contract for biofuel supply chain in China. *Resources, Conservation and Recycling*, 128, 306-314.

-
340. Yeh, W. C., & Chuang, M. C. (2011). Using multi-objective genetic algorithm for partner selection in green supply chain problems. *Expert Systems with applications*, 38(4), 4244-4253.
341. Yu, M. M., Ting, S. C., & Chen, M. C. (2010). Evaluating the cross-efficiency of information sharing in supply chains. *Expert Systems with Applications*, 37(4), 2891-2897.
342. Yu, Z., Yan, H., & Cheng, T. C. E. (2002). Modelling the benefits of information sharing-based partnerships in a two-level supply chain. *Journal of the Operational Research Society*, 53(4), 436-446.
343. Yu, Z., Yan, H., & Edwin Cheng, T. C. (2001). Benefits of information sharing with supply chain partnerships. *Industrial management & Data systems*, 101(3), 114-121.
344. Zhang, L., & Zhou, Y. (2012). A new approach to supply chain network equilibrium models. *Computers & Industrial Engineering*, 63(1), 82-88.
345. Zhang, X. (2004). Evolution of ARMA demand in supply chains. *Manufacturing & Service Operations Management*, 6(2), 195-198.
346. Zhang, X. Y., Zheng, Z., & Cai, K. Y. (2017). A fortification model for decentralized supply systems and its solution algorithms. *IEEE Transactions on Reliability*, 67(1), 381-400.
347. Zhao, H. F., & Zhu, C. (2017, June). Service supply chain coordination contract considering advertising level. In *2017 International Conference on Service Systems and Service Management* (pp. 1-5). IEEE.
348. Zhao, Y., & Zhao, X. (2015). On human decision behavior in multi-echelon inventory management. *International Journal of Production Economics*, 161(C), 116-128.

Annexes

Appendix A. Mean Squared Error generalization for ARMA(p,q) demand model

A.1. Derivation of the forecast MSE expression under the DDI strategy

Under the DDI strategy, the downstream actor passes the demand parameters and process to the upstream actor who will infer the demand at the downstream actor. Under the DDI strategy, the forecast of the demand is based on Simple Moving Average (SMA) method, which can be expressed at period (t + 1) by:

$$f_{t+1} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} D_{t-k} = \mu_d + \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} d_{t-k} = \mu_d + \frac{d_t + d_{t-1} + d_{t-2} + \dots + d_{t-N+1}}{N}$$

Then, MSE is expressed over an interval equal to the lead-time L plus one time unit review period:

$$\begin{aligned} MSE^{DDI} &= Var \left[\sum_{i=1}^{L+1} (D_{t+i} - f_{t+i}) \right] = Var \left[\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} - (L+1)f_{t+1} \right] \\ \Leftrightarrow MSE^{DDI} &= Var \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) + (L+1)^2 Var(f_{t+1}) - 2(L+1) Cov \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1} \right) \end{aligned}$$

We first compute the three terms of this last equation. For this purpose, we need to state the Auto-covariance function for an ARMA(p, q) process. The general homogenous equation for the auto-covariance coefficients of a causal ARMA(p, q) process (Brockwell & Davis, 1991) can be mathematically written by:

$$\gamma_k = Cov(d_{t+k}, d_t) = \sum_{j=1}^p \phi_j \gamma_{k-j} \quad \text{if } Max(p, q+1) \leq k$$

with initial conditions

$$\gamma_k = \sum_{j=1}^p \phi_j \gamma_{k-j} + \sigma_\xi^2 \sum_{j=k}^q \theta_j \psi_{j-k} \quad \text{if } 0 \leq k < Max(p, q+1)$$

Stated below, another way to express the auto-covariance function which can be more helpful for implementation.

$$\gamma_k = \sigma_\xi^2 \sum_{j=1}^{\infty} \psi_j \psi_{j+|k|}$$

Then, we can compute the first term of the equation.

$$\begin{aligned} \text{Var} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) &= \sum_{i=1}^{L+1} \text{Var}(D_{t+i}) + 2 \sum_{i=1}^L \sum_{j=i+1}^{L+1} \text{Cov}(D_{t+i}, D_{t+j}) \\ \Leftrightarrow \text{Var} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) &= \sum_{i=1}^{L+1} \text{Var}(d_{t+i} + \mu_d) + 2 \sum_{i=1}^L \sum_{j=i+1}^{L+1} \text{Cov}(d_{t+i} + \mu_d, d_{t+j} + \mu_d) \\ \Leftrightarrow \text{Var} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) &= \sum_{i=1}^{L+1} \text{Var}(d_{t+i}) + 2 \sum_{i=1}^L \sum_{j=i+1}^{L+1} \text{Cov}(d_{t+i}, d_{t+j}) \\ \Leftrightarrow \text{Var} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) &= \sum_{i=1}^{L+1} \gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^L \sum_{j=i+1}^{L+1} \text{Cov}(d_{t+i}, d_{t+j}) \\ \Leftrightarrow \text{Var} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) &= (L+1)\gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^L [\text{Cov}(d_{t+i}, d_{t+i+1}) + \dots + \text{Cov}(d_{t+i}, d_{t+L+1})] \\ \Leftrightarrow \text{Var} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) &= (L+1)\gamma_0 \\ &+ 2[(\text{Cov}(d_{t+1}, d_{t+2}) + \dots + \text{Cov}(d_{t+1}, d_{t+L+1})) \\ &+ (\text{Cov}(d_{t+2}, d_{t+3}) + \dots + \text{Cov}(d_{t+2}, d_{t+L+1})) + \dots \\ &+ (\text{Cov}(d_{t+L-1}, d_{t+L}) + \text{Cov}(d_{t+L-1}, d_{t+L+1})) + \text{Cov}(d_{t+L}, d_{t+L+1})] \\ \Leftrightarrow \text{Var} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) &= (L+1)\gamma_0 + 2[(\gamma_1 + \dots + \gamma_L) + (\gamma_1 + \dots + \gamma_{L-1}) + \dots + (\gamma_1 + \gamma_2) + \gamma_1] \\ \Leftrightarrow \text{Var} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} \right) &= (L+1)\gamma_0 + 2(\gamma_L + 2\gamma_{L-1} + 3\gamma_{L-2} + \dots + L\gamma_1) \end{aligned}$$

Hence,

$$\text{Var}\left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}\right) = (L+1)\gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^L i \gamma_{L+1-i}$$

Let us now compute the second term of the equation.

$$\begin{aligned} \text{Var}(f_{t+1}) &= \text{Var}\left(\mu_d + \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} d_{t-k}\right) = \frac{1}{N^2} \text{Var}\left(\sum_{k=0}^{N-1} d_{t-k}\right) \\ \Leftrightarrow \text{Var}(f_{t+1}) &= \frac{1}{N^2} \left[\sum_{k=0}^{N-1} \text{Var}(d_{t-k}) + 2 \sum_{k=0}^{N-2} \sum_{l=k+1}^{N-1} \text{Cov}(d_{t-k}, d_{t-l}) \right] \\ \Leftrightarrow \text{Var}(f_{t+1}) &= \frac{1}{N^2} \left[N \gamma_0 + 2 \sum_{k=0}^{N-2} \left(\text{Cov}(d_{t-k}, d_{t-(k+1)}) + \dots + \text{Cov}(d_{t-k}, d_{t-(N-1)}) \right) \right] \\ \Leftrightarrow \text{Var}(f_{t+1}) &= \frac{1}{N^2} \left[N \gamma_0 \right. \\ &\quad + 2 \left[\left(\text{Cov}(d_t, d_{t-1}) + \dots + \text{Cov}(d_t, d_{t-(N-1)}) \right) \right. \\ &\quad + \left(\text{Cov}(d_{t-1}, d_{t-2}) + \dots + \text{Cov}(d_{t-1}, d_{t-(N-1)}) \right) + \dots \\ &\quad \left. \left. + \text{Cov}(d_{t-(N-2)}, d_{t-(N-1)}) \right] \right] \\ \Leftrightarrow \text{Var}(f_{t+1}) &= \frac{1}{N^2} \left[N \gamma_0 \right. \\ &\quad \left. + 2[(\gamma_1 + \dots + \gamma_{N-1}) + (\gamma_1 + \dots + \gamma_{N-2}) + \dots + (\gamma_1 + \gamma_2) + \gamma_1] \right] \\ \Leftrightarrow \text{Var}(f_{t+1}) &= \frac{1}{N^2} \left[N \gamma_0 + 2[\gamma_{N-1} + 2\gamma_{N-2} + 3\gamma_{N-3} + \dots + (N-1)\gamma_1] \right] \end{aligned}$$

Hence,

$$\Leftrightarrow \text{Var}(f_{t+1}) = \frac{1}{N^2} \left[N \gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^{N-1} j \gamma_{N-j} \right]$$

so

$$\Leftrightarrow (L+1)^2 \text{Var}(f_{t+1}) = (L+1)^2 \left[\frac{\gamma_0}{N} + \frac{2}{N^2} \sum_{j=1}^{N-1} j \gamma_{N-j} \right]$$

and finally, we compute the third term of the equation.

$$\begin{aligned}
Cov\left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1}\right) &= Cov\left((L+1)\mu_d + \sum_{i=1}^{L+1} d_{t+i}, \mu_d + \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} d_{t-k}\right) \\
\Leftrightarrow Cov\left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1}\right) &= \frac{1}{N} Cov\left(\sum_{i=1}^{L+1} d_{t+i}, \sum_{k=0}^{N-1} d_{t-k}\right) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{k=0}^{N-1} Cov(d_{t+i}, d_{t-k}) \\
\Leftrightarrow Cov\left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1}\right) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{k=0}^{N-1} Cov(d_{t+i+k}, d_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{k=0}^{N-1} \gamma_{i+k}
\end{aligned}$$

Hence,

$$-2(L+1)Cov\left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1}\right) = -\frac{2(L+1)}{N} \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{k=0}^{N-1} \gamma_{i+k}$$

So by summing all the obtained three terms, we obtain:

$$\begin{aligned}
MSE^{DDI} &= (L+1)\gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^L j \gamma_{L+1-j} + (L+1)^2 \left[\frac{\gamma_0}{N} + \frac{2}{N^2} \sum_{j=1}^{N-1} j \gamma_{N-j} \right] \\
&\quad - \frac{2(L+1)}{N} \sum_{j=1}^{L+1} \sum_{k=0}^{N-1} \gamma_{j+k}
\end{aligned}$$

A.2. Derivation of the forecast MSE expression under the FIS strategy

Under FIS strategy, the upstream actor receives formal demand information from the downstream actor and so holds an historical data of demand. We denote by $\tau_t = \{d_t, d_{t-1}, \dots, d_{t-T}\}$ the set of demand information hold by the upstream actor at period t . Under the FIS strategy and for an ARMA(p, q) demand process, the IMAR coefficients and mean-centered demand are used. We first establish the optimal MMSE forecasting method over a duration of $(L+1)$ which can be expressed as follows:

$$\begin{aligned}
f_{t+L+1} &= E\left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i} / \tau_t\right) = E\left((L+1)\mu_d + \sum_{i=1}^{L+1} d_{t+i} / \tau_t\right) \\
\Leftrightarrow f_{t+L+1} &= (L+1)\mu_d + E\left(\sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j \xi_{t+i-j} / \tau_t\right)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\Leftrightarrow f_{t+L+1} = (L+1)\mu_d + E\left(\sum_{j=0}^{+\infty} (\psi_j \xi_{t+1-j} + \dots + \psi_j \xi_{t+L+1-j})/\tau_t\right) \\
&\Leftrightarrow f_{t+L+1} = (L+1)\mu_d \\
&\quad + E[(\psi_0 \xi_{t+1} + \dots + \psi_0 \xi_{t+L+1}) + \dots + (\psi_L \xi_{t+1-L} + \dots + \psi_L \xi_{t+1}) \\
&\quad + (\psi_{L+1} \xi_{t-L} + \dots + \psi_{L+1} \xi_t) + \dots]/\tau_t] \\
&\Leftrightarrow f_{t+L+1} = (L+1)\mu_d \\
&\quad + E[(\psi_0 \xi_{t+L+1} + (\psi_0 + \psi_1) \xi_{t+L} + \dots + (\psi_0 + \dots + \psi_{L-1}) \xi_{t+2} \\
&\quad + (\psi_0 + \dots + \psi_L) \xi_{t+1} + (\psi_1 + \dots + \psi_{L+1}) \xi_{t+1-1} + (\psi_2 + \dots + \psi_{L+2}) \xi_{t+1-2} \\
&\quad + \dots]/\tau_t] \\
&\Leftrightarrow f_{t+L+1} = (L+1)\mu_d \\
&\quad + E[(\psi_0 \xi_{t+L+1} + (\psi_0 + \psi_1) \xi_{t+L} + \dots + (\psi_0 + \dots + \psi_{L-1}) \xi_{t+2} \\
&\quad + (\psi_0 + \dots + \psi_L) \xi_{t+1} + (\psi_1 + \dots + \psi_{L+1}) \xi_t + (\psi_2 + \dots + \psi_{L+2}) \xi_{t-1} + \dots] \\
&\quad / \tau_t] \\
&\Leftrightarrow f_{t+L+1} = (L+1)\mu_d \\
&\quad + E\left[\left[\left(\sum_{j=0}^0 \psi_j\right) \xi_{t+L+1} + \left(\sum_{j=0}^1 \psi_j\right) \xi_{t+L} + \dots + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \psi_j\right) \xi_{t+2} \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + \left(\sum_{j=0}^L \psi_j\right) \xi_{t+1} + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \psi_j\right) \xi_t + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \psi_j\right) \xi_{t-1} + \dots\right] / \tau_t\right] \\
&\Leftrightarrow f_{t+L+1} = (L+1)\mu_d + \left(\sum_{j=0}^0 \psi_j\right) E(\xi_{t+L+1}/\tau_t) + \left(\sum_{j=0}^1 \psi_j\right) E(\xi_{t+L}/\tau_t) + \dots \\
&\quad + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \psi_j\right) E(\xi_{t+2}/\tau_t) + \left(\sum_{j=0}^L \psi_j\right) E(\xi_{t+1}/\tau_t) + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \psi_j\right) E(\xi_t/\tau_t) \\
&\quad + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \psi_j\right) E(\xi_{t-1}/\tau_t) + \dots
\end{aligned}$$

As the upstream actor holds historical demand information until date $(t - T)$, $\xi_{t-j}, \forall j \in [T, +\infty[$ are not computable and then the upstream actor obtains an estimator of f_{t+L+1} . As

$\xi_t, \xi_{t-1}, \dots, \xi_{t-T}$ are supposed known for the upstream actor at period t , $E(\xi_{t-j}/\tau_t) = \xi_{t-j} \quad \forall j \in [0, T]$. Consequently,

$$\begin{aligned} f_{t+L+1} &\approx (L+1)\mu_d + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \psi_j \right) \xi_t + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \psi_j \right) \xi_{t-1} + \dots + \left(\sum_{j=T+1}^{L+T+1} \psi_j \right) \xi_{t-T} \\ &\Leftrightarrow f_{t+L+1} \approx (L+1)\mu_d + \sum_{i=0}^T \left(\sum_{j=1+i}^{L+1+i} \psi_j \right) \xi_{t-i} \end{aligned}$$

and we finally obtain:

$$f_{t+L+1} \approx c(L+1) \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j \right)^{-1} + \sum_{i=0}^T \left(\sum_{j=1+i}^{L+1+i} \psi_j \right) \xi_{t-i}$$

Now we establish the MSE expression over $(L+1)$ period under the FIS strategy.

$$MSE^{FIS} = Var \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}/\tau_t \right) = Var \left((L+1)\mu_d + \sum_{i=1}^{L+1} d_{t+i}/\tau_t \right)$$

$$\Leftrightarrow MSE^{FIS} = Var \left(\sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=0}^{+\infty} \psi_j \xi_{t+i-j} / \tau_t \right)$$

$$\Leftrightarrow MSE^{FIS} = Var \left(\sum_{j=0}^{+\infty} (\psi_j \xi_{t+1-j} + \dots + \psi_j \xi_{t+L+1-j}) / \tau_t \right)$$

$$\Leftrightarrow MSE^{FIS} = Var \left[[(\psi_0 \xi_{t+1} + \dots + \psi_0 \xi_{t+L+1}) + \dots + (\psi_L \xi_{t+1-L} + \dots + \psi_L \xi_{t+1}) + (\psi_{L+1} \xi_{t-L} + \dots + \psi_{L+1} \xi_t) + \dots] / \tau_t \right]$$

$$\Leftrightarrow MSE^{FIS} = Var \left[[\psi_0 \xi_{t+L+1} + (\psi_0 + \psi_1) \xi_{t+L} + \dots + (\psi_0 + \dots + \psi_{L-1}) \xi_{t+2} + (\psi_0 + \dots + \psi_L) \xi_{t+1} + (\psi_1 + \dots + \psi_{L+1}) \xi_{t+1-1} + (\psi_2 + \dots + \psi_{L+2}) \xi_{t+1-2} + \dots] / \tau_t \right]$$

$$\Leftrightarrow MSE^{FIS} = Var \left[[\psi_0 \xi_{t+L+1} + (\psi_0 + \psi_1) \xi_{t+L} + \dots + (\psi_0 + \dots + \psi_{L-1}) \xi_{t+2} + (\psi_0 + \dots + \psi_L) \xi_{t+1} + (\psi_1 + \dots + \psi_{L+1}) \xi_t + (\psi_2 + \dots + \psi_{L+2}) \xi_{t-1} + \dots] / \tau_t \right]$$

$$\Leftrightarrow MSE^{FIS} = Var \left[\left[\left(\sum_{j=0}^0 \psi_j \right) \xi_{t+L+1} + \left(\sum_{j=0}^1 \psi_j \right) \xi_{t+L} + \dots + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \psi_j \right) \xi_{t+2} \right. \right. \\ \left. \left. + \left(\sum_{j=0}^L \psi_j \right) \xi_{t+1} + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \psi_j \right) \xi_t + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \psi_j \right) \xi_{t-1} + \dots \right] / \tau_t \right]$$

As noted above that under this strategy, the upstream actor holds historical information until period $(t - T)$, and assuming the independency of demand error terms, it implies that:

$$MSE^{FIS} = \left(\sum_{j=0}^0 \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t+L+1}/\tau_t) + \left(\sum_{j=0}^1 \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t+L}/\tau_t) + \dots \\ + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t+2}/\tau_t) + \left(\sum_{j=0}^L \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t+1}/\tau_t) \\ + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \psi_j \right)^2 Var(\xi_t/\tau_t) + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t-1}/\tau_t) + \dots \\ + \left(\sum_{j=T+1}^{L+T+1} \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t-T}/\tau_t)$$

and

$$Var(\xi_{t-j}/\tau_t) = 0 \quad \forall j \in [0, +\infty[$$

Consequently,

$$MSE^{FIS} = \left(\sum_{j=0}^0 \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t+L+1}/\tau_t) + \left(\sum_{j=0}^1 \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t+L}/\tau_t) + \dots \\ + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t+2}/\tau_t) + \left(\sum_{j=0}^L \psi_j \right)^2 Var(\xi_{t+1}/\tau_t) \\ \Leftrightarrow MSE^{FIS} = \sigma_\xi^2 \left[\left(\sum_{j=0}^0 \psi_j \right)^2 + \left(\sum_{j=0}^1 \psi_j \right)^2 + \dots + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \psi_j \right)^2 + \left(\sum_{j=0}^L \psi_j \right)^2 \right]$$

and finally, we obtain:

$$MSE^{FIS} = \sigma_{\xi}^2 \left[\sum_{i=0}^L \left(\sum_{j=0}^i \psi_j \right)^2 \right]$$

A.3. Derivation of the forecast MSE expression under the NIS strategy

As the demand process at the downstream actor follows an ARMA(p, q) process, we must first know what is the structure of orders quantity process arriving at the upstream actor. Zhang (2004) showed that for a causal invertible ARMA(p, q) demand process at the downstream actor, the orders at the upstream actor will keep the same autoregressive structure and the moving average structure is a function of autoregressive and IMAR coefficients. We state the AIAO property as it was in the paper of the author.

AIAO Property

$$\text{Let } \beta = \sum_{j=0}^L \psi_j \text{ and } \delta_k = \begin{cases} -\frac{\psi_{L+1}}{\beta}, & \text{if } k = 1 \\ \frac{\sum_{j=1}^{k-1} \phi_j \psi_{L+k-j} - \psi_{L+k}}{\beta}, & \text{if } 1 < k \leq p \end{cases}$$

The order quantity Y_t follows an ARMA(p, m) process with $m = \text{Max}(p, q - L)$ such as:

$$Y_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j Y_{t-j} + \xi_t + \sum_{j=1}^m \tilde{\theta}_j \tilde{\xi}_{t-j}$$

where $\tilde{\xi}_t = \beta \xi_t$ and the Moving Average coefficients $\tilde{\theta}_k$ are determined from:

Case 1. $m = p$ when $p > q - L$

$$\tilde{\theta}_k = \phi_k + \delta_k$$

Case 2. $m = q - L$ when $p \leq q - L$

$$\tilde{\theta}_k = \begin{cases} \phi_k + \delta_k & \text{if } k \leq p \\ \frac{\theta_{L+k}}{\beta} & \text{if } p < k \leq q - L \end{cases}$$

Under the NIS strategy, the upstream actor has no access to demand information at the downstream actor and thus bases its forecasting only on historical orders quantity. We denote by $\rho_t = \{Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_{t-T}\}$ the set of orders quantity information hold by the upstream actor at period t. Using the AIAO property, we can see that the causality criteria is hold over the supply chain links thanks to the identical autoregressive structure. It means that, if the demand process at the downstream actor is causal, then the orders quantity process is also causal.

Hence, we can state that the mean-centered orders quantity process has also an IMAR representation with different parameters. Under the NIS strategy and for an ARMA(p,q) demand process, we utilize IMAR-weights and we define y_t the mean-centered orders quantity arriving from the downstream actor to the upstream actor, in order to determine the optimal MMSE forecasting method over a duration $(L + 1)$, which can be expressed as follows:

$$\begin{aligned} \tilde{f}_{t+L+1} &= E \left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i} / \rho_t \right) = E \left((L + 1)\mu_y + \sum_{i=1}^{L+1} y_{t+i} / \rho_t \right) \\ &\Leftrightarrow \tilde{f}_{t+L+1} = (L + 1)\mu_y + E \left(\sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j \tilde{\xi}_{t+i-j} / \rho_t \right) \\ &\Leftrightarrow \tilde{f}_{t+L+1} = (L + 1)\mu_y + E \left(\sum_{j=0}^{+\infty} (\tilde{\psi}_j \tilde{\xi}_{t+1-j} + \dots + \tilde{\psi}_j \tilde{\xi}_{t+L+1-j}) / \rho_t \right) \\ &\Leftrightarrow \tilde{f}_{t+L+1} = (L + 1)\mu_y \\ &\quad + E \left[[(\tilde{\psi}_0 \tilde{\xi}_{t+1} + \dots + \tilde{\psi}_0 \tilde{\xi}_{t+L+1}) + \dots + (\tilde{\psi}_L \tilde{\xi}_{t+1-L} + \dots + \tilde{\psi}_L \tilde{\xi}_{t+1}) \right. \\ &\quad \left. + (\tilde{\psi}_{L+1} \tilde{\xi}_{t-L} + \dots + \tilde{\psi}_{L+1} \tilde{\xi}_t) + \dots] / \rho_t \right] \\ &\Leftrightarrow \tilde{f}_{t+L+1} = (L + 1)\mu_y \\ &\quad + E \left[[\tilde{\psi}_0 \tilde{\xi}_{t+L+1} + (\tilde{\psi}_0 + \tilde{\psi}_1) \tilde{\xi}_{t+L} + \dots + (\tilde{\psi}_0 + \dots + \tilde{\psi}_{L-1}) \tilde{\xi}_{t+2} \right. \\ &\quad + (\tilde{\psi}_0 + \dots + \tilde{\psi}_L) \tilde{\xi}_{t+1} + (\tilde{\psi}_1 + \dots + \tilde{\psi}_{L+1}) \tilde{\xi}_{t+1-1} + (\tilde{\psi}_2 + \dots + \tilde{\psi}_{L+2}) \tilde{\xi}_{t+1-2} \\ &\quad \left. + \dots] / \rho_t \right] \\ &\Leftrightarrow \tilde{f}_{t+L+1} = (L + 1)\mu_y \\ &\quad + E \left[[\tilde{\psi}_0 \tilde{\xi}_{t+L+1} + (\tilde{\psi}_0 + \tilde{\psi}_1) \tilde{\xi}_{t+L} + \dots + (\tilde{\psi}_0 + \dots + \tilde{\psi}_{L-1}) \tilde{\xi}_{t+2} \right. \\ &\quad + (\tilde{\psi}_0 + \dots + \tilde{\psi}_L) \tilde{\xi}_{t+1} + (\tilde{\psi}_1 + \dots + \tilde{\psi}_{L+1}) \tilde{\xi}_t + (\tilde{\psi}_2 + \dots + \tilde{\psi}_{L+2}) \tilde{\xi}_{t-1} + \dots] \\ &\quad \left. / \rho_t \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\Leftrightarrow \tilde{f}_{t+L+1} = (L+1)\mu_y \\
&\quad + E \left[\left[\left(\sum_{j=0}^0 \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t+L+1} + \left(\sum_{j=0}^1 \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t+L} + \dots + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t+2} \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + \left(\sum_{j=0}^L \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t+1} + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_t + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t-1} + \dots \right] / \rho_t \right] \\
&\Leftrightarrow \tilde{f}_{t+L+1} = (L+1)\mu_y + \left(\sum_{j=0}^0 \tilde{\psi}_j \right) E(\tilde{\xi}_{t+L+1}/\rho_t) + \left(\sum_{j=0}^1 \tilde{\psi}_j \right) E(\tilde{\xi}_{t+L}/\rho_t) + \dots \\
&\quad + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \tilde{\psi}_j \right) E(\tilde{\xi}_{t+2}/\rho_t) + \left(\sum_{j=0}^L \tilde{\psi}_j \right) E(\tilde{\xi}_{t+1}/\rho_t) + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \tilde{\psi}_j \right) E(\tilde{\xi}_t/\rho_t) \\
&\quad + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \tilde{\psi}_j \right) E(\tilde{\xi}_{t-1}/\rho_t) + \dots
\end{aligned}$$

As done for FIS strategy, the same line of reasoning applies. The upstream actor here holds only historical orders quantity from period $(t - T)$ which implies that the upstream actor obtain an estimator of \tilde{f}_{t+L+1} .

As $\tilde{\xi}_t, \tilde{\xi}_{t-1}, \dots, \tilde{\xi}_{t-T}$ are supposed known for the upstream actor at period t , $E(\tilde{\xi}_{t-j}/\rho_t) = \tilde{\xi}_{t-j} \forall j \in [0, T]$ and $E(\tilde{\xi}_{t+j}/\rho_t) = E(\tilde{\xi}_{t+j}) = \beta E(\tilde{\xi}_{t+j}) = 0 \forall j \in [0, +\infty[$

Consequently,

$$\tilde{f}_{t+L+1} \approx (L+1)\mu_y + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_t + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t-1} + \dots + \left(\sum_{j=T+1}^{L+T+1} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t-T}$$

and we finally obtain:

$$\tilde{f}_{t+L+1} \approx c(L+1) \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j \right)^{-1} + \sum_{i=0}^T \left(\sum_{j=1+i}^{L+1+i} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t-i}$$

We move on to develop the MSE over a duration of $(L+1)$ under the NIS strategy.

$$\begin{aligned}
MSE^{NIS} &= Var \left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i} / \rho_t \right) = Var \left((L+1)\mu_y + \sum_{i=1}^{L+1} y_{t+i} / \rho_t \right) \\
&\Leftrightarrow MSE_{NIS} = Var \left(\sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j \tilde{\xi}_{t+i-j} / \rho_t \right) \\
&\Leftrightarrow MSE^{NIS} = Var \left(\sum_{j=0}^{+\infty} (\tilde{\psi}_j \tilde{\xi}_{t+1-j} + \dots + \tilde{\psi}_j \tilde{\xi}_{t+L+1-j}) / \rho_t \right) \\
&\Leftrightarrow MSE^{NIS} = Var \left[[(\tilde{\psi}_0 \tilde{\xi}_{t+1} + \dots + \tilde{\psi}_0 \tilde{\xi}_{t+L+1}) + \dots + (\tilde{\psi}_L \tilde{\xi}_{t+1-L} + \dots + \tilde{\psi}_L \tilde{\xi}_{t+1}) \right. \\
&\quad \left. + (\tilde{\psi}_{L+1} \tilde{\xi}_{t-L} + \dots + \tilde{\psi}_{L+1} \tilde{\xi}_t) + \dots] / \rho_t \right] \\
&\Leftrightarrow MSE^{NIS} = Var \left[[\tilde{\psi}_0 \tilde{\xi}_{t+L+1} + (\tilde{\psi}_0 + \tilde{\psi}_1) \tilde{\xi}_{t+L} + \dots + (\tilde{\psi}_0 + \dots + \tilde{\psi}_{L-1}) \tilde{\xi}_{t+2} \right. \\
&\quad \left. + (\tilde{\psi}_0 + \dots + \tilde{\psi}_L) \tilde{\xi}_{t+1} + (\tilde{\psi}_1 + \dots + \tilde{\psi}_{L+1}) \tilde{\xi}_{t+1-1} + (\tilde{\psi}_2 + \dots + \tilde{\psi}_{L+2}) \tilde{\xi}_{t+1-2} \right. \\
&\quad \left. + \dots] / \rho_t \right] \\
&\Leftrightarrow MSE^{NIS} = Var \left[[\tilde{\psi}_0 \tilde{\xi}_{t+L+1} + (\tilde{\psi}_0 + \tilde{\psi}_1) \tilde{\xi}_{t+L} + \dots + (\tilde{\psi}_0 + \dots + \tilde{\psi}_{L-1}) \tilde{\xi}_{t+2} \right. \\
&\quad \left. + (\tilde{\psi}_0 + \dots + \tilde{\psi}_L) \tilde{\xi}_{t+1} + (\tilde{\psi}_1 + \dots + \tilde{\psi}_{L+1}) \tilde{\xi}_t + (\tilde{\psi}_2 + \dots + \tilde{\psi}_{L+2}) \tilde{\xi}_{t-1} + \dots \right] \\
&\quad \left. / \rho_t \right] \\
&\Leftrightarrow MSE^{NIS} = Var \left[\left[\left(\sum_{j=0}^0 \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t+L+1} + \left(\sum_{j=0}^1 \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t+L} + \dots + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t+2} \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + \left(\sum_{j=0}^L \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t+1} + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_t + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \tilde{\psi}_j \right) \tilde{\xi}_{t-1} + \dots \right] / \rho_t \right]
\end{aligned}$$

As the error terms of orders quantity are supposed independent, i.e. $\tilde{\xi}_t \perp \tilde{\xi}_{t'} \forall t \neq t'$, and on the other hand, as the upstream actor holds information of $\tilde{\xi}_t, \tilde{\xi}_{t-1}, \dots, \tilde{\xi}_{t-T}$ at period t which implies that $Var(\tilde{\xi}_{t-j} / \rho_t) = 0 \forall j \in [0, T]$, consequently, we have:

$$\begin{aligned}
MSE^{NIS} &= \left(\sum_{j=0}^0 \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t+L+1}/\rho_t) + \left(\sum_{j=0}^1 \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t+L}/\rho_t) + \dots \\
&\quad + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t+2}/\rho_t) + \left(\sum_{j=0}^L \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t+1}/\rho_t) \\
&\quad + \left(\sum_{j=1}^{L+1} \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_t/\rho_t) + \left(\sum_{j=2}^{L+2} \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t-1}/\rho_t) + \dots \\
&\quad + \left(\sum_{j=T+1}^{L+T+1} \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t-T}/\rho_t) \\
&\Leftrightarrow MSE^{NIS} \\
&= \left(\sum_{j=0}^0 \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t+L+1}/\rho_t) + \left(\sum_{j=0}^1 \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t+L}/\rho_t) + \dots \\
&\quad + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t+2}/\rho_t) + \left(\sum_{j=0}^L \tilde{\psi}_j \right)^2 \text{Var}(\tilde{\xi}_{t+1}/\rho_t) \\
&\Leftrightarrow MSE^{NIS} = \sigma_{\tilde{\xi}}^2 \left[\left(\sum_{j=0}^0 \tilde{\psi}_j \right)^2 + \left(\sum_{j=0}^1 \tilde{\psi}_j \right)^2 + \dots + \left(\sum_{j=0}^{L-1} \tilde{\psi}_j \right)^2 + \left(\sum_{j=0}^L \tilde{\psi}_j \right)^2 \right]
\end{aligned}$$

and we finally obtain:

$$MSE^{NIS} = \sigma_{\tilde{\xi}}^2 \left[\sum_{i=0}^L \left(\sum_{j=0}^i \tilde{\psi}_j \right)^2 \right] = \beta^2 \sigma_{\tilde{\xi}}^2 \left[\sum_{i=0}^L \left(\sum_{j=0}^i \tilde{\psi}_j \right)^2 \right]$$

Appendix B. Projections of mean squared errors and average inventory levels behaviors on the first and second plans

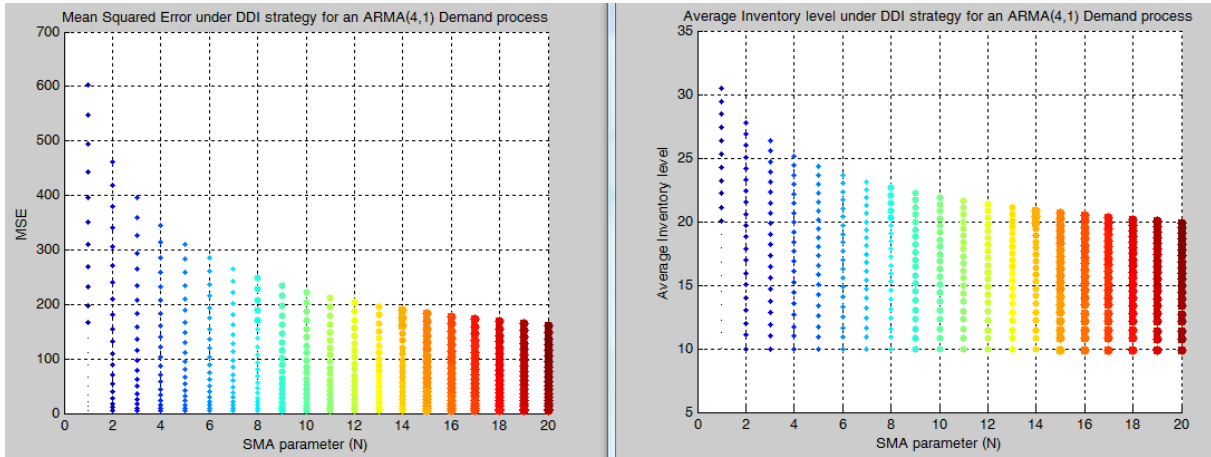


Figure 31: Mean squared error and average inventory level first plan projection under ARMA(4,1) demand model

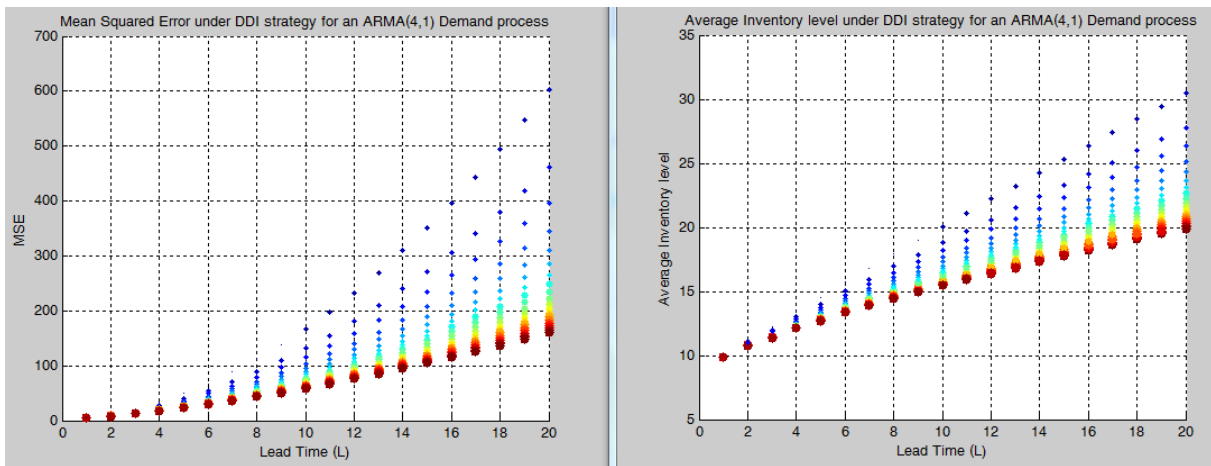


Figure 32: Mean squared error and average inventory level second plan projection under ARMA(4,1) demand model

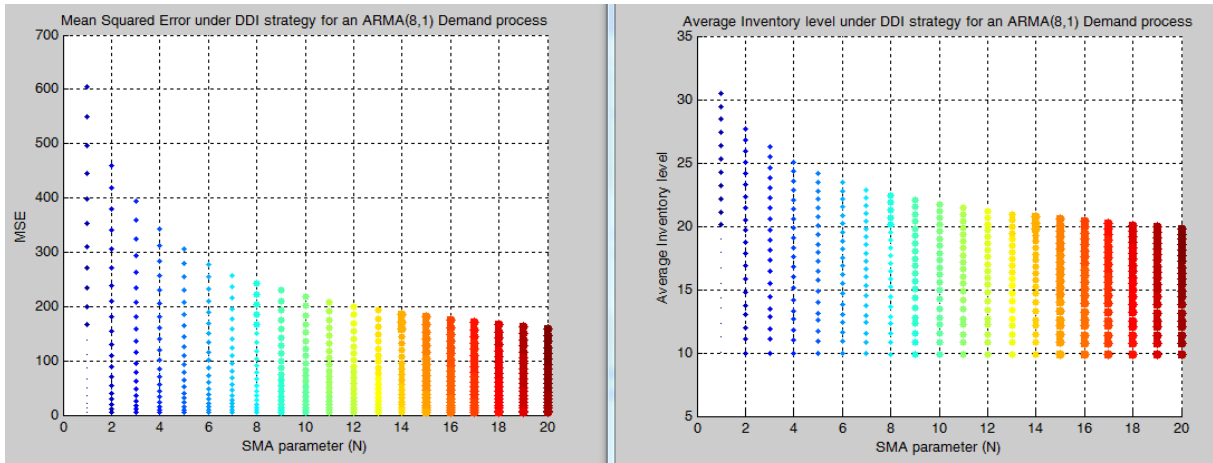


Figure 33: Mean squared error and average inventory level first plan projection under ARMA(8,1) demand model

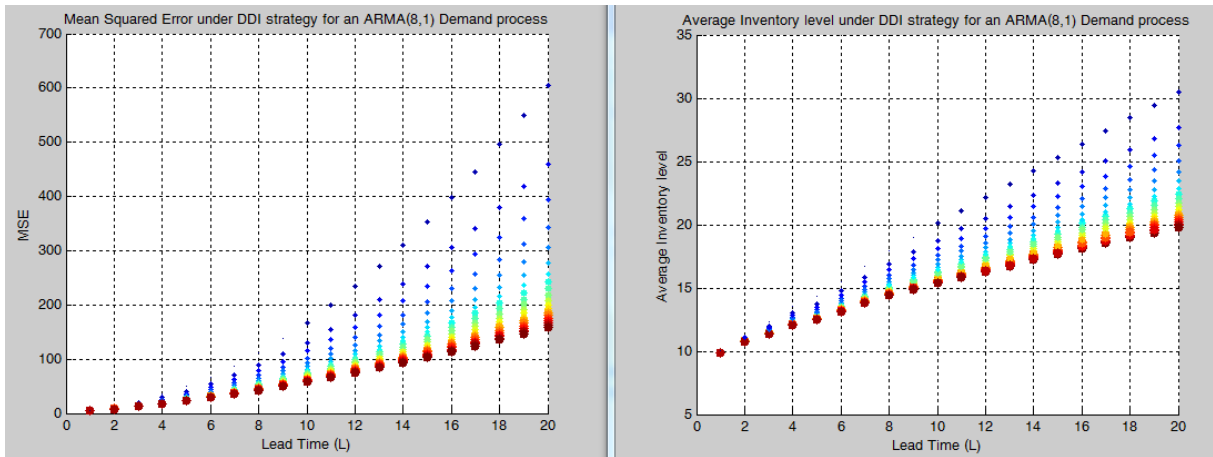


Figure 34: Mean squared error and average inventory level second plan projection under ARMA(8,1) demand model

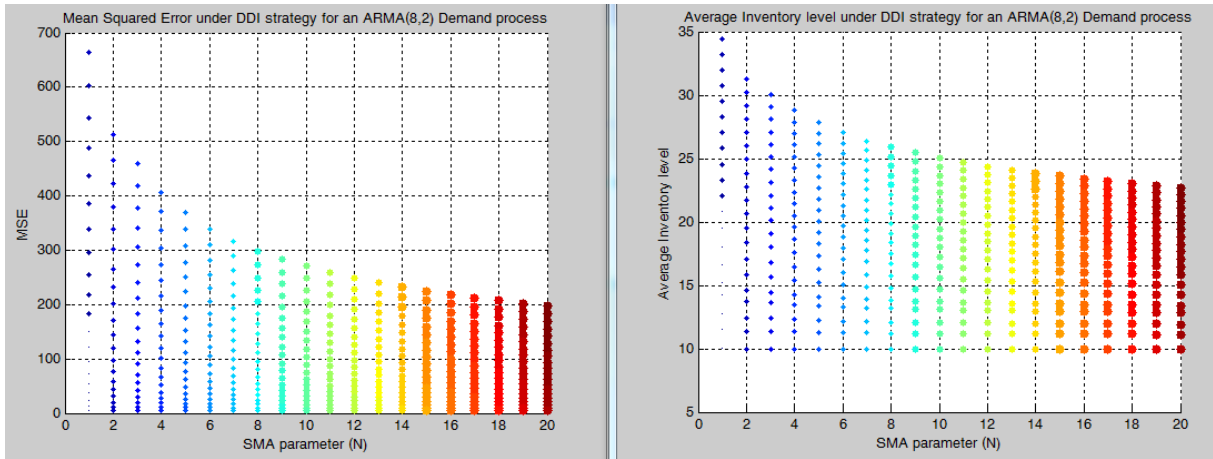


Figure 35: Mean squared error and average inventory level first plan projection under ARMA(8,2) demand model

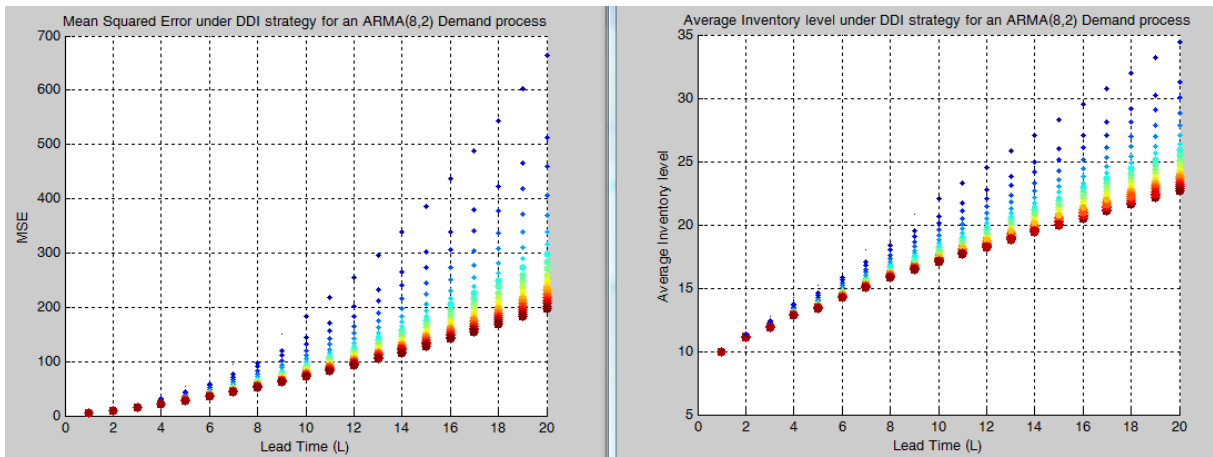


Figure 36: Mean squared error and average inventory level second plan projection under ARMA(8,2) demand model

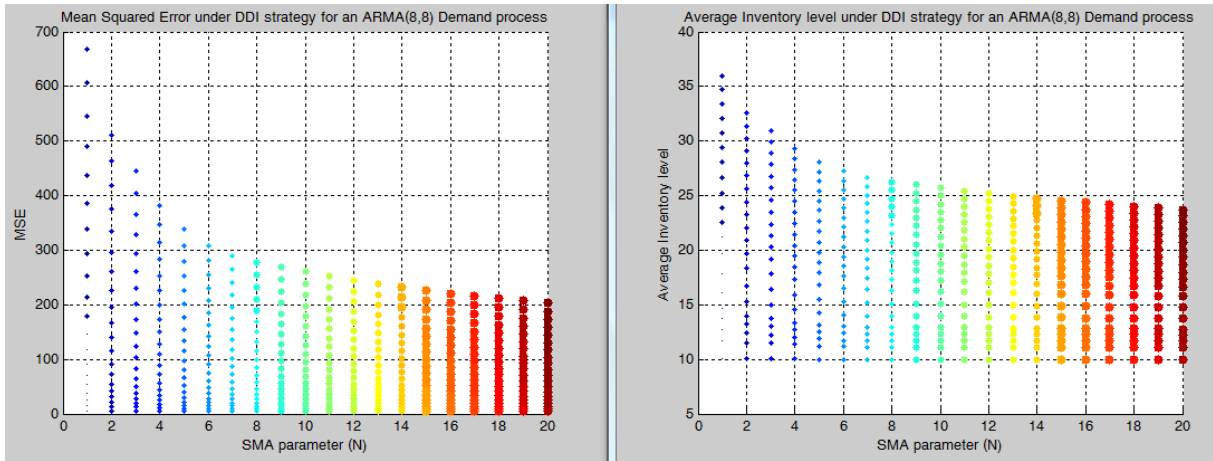


Figure 37: Mean squared error and average inventory level first plan projection under ARMA(8,8) demand model

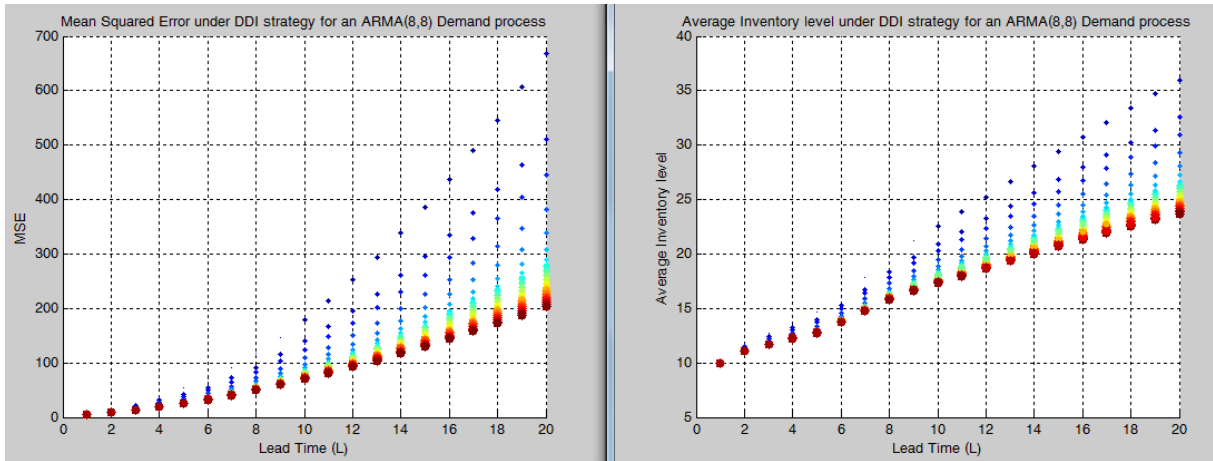


Figure 38: Mean squared error and average inventory level second plan projection under ARMA(8,8) demand model

Appendix C. Downstream actor's orders time-series structure when WMA method is adopted

Using WMA method, the demand forecast at time period $t + 1$ is written as follows:

$$f_{t+1} = \sum_{i=1}^N x_i D_{t+1-i}$$

The lead-time demand forecast f_{t+1}^L is given by:

$$f_{t+1}^L = L \left(\sum_{i=1}^N x_i D_{t+1-i} \right)$$

Now, the OUT level is calculated by:

$$S_t = f_{t+1}^L + z\Sigma$$

where z is the safety factor and Σ is the standard deviation of the noise in the lead-time demand (Silver *et al.*, 1998). The orders from the downstream actor to the upstream actor are calculated by summing the demand at the downstream actor plus any change in the OUT level in the current period.

$$\begin{aligned} Y_t &= S_t - S_{t-1} + D_t \\ \Leftrightarrow Y_t &= f_{t+1}^L + z\Sigma - f_t^L - z\Sigma + D_t \\ \Leftrightarrow Y_t &= f_{t+1}^L - f_t^L + D_t \end{aligned}$$

By substituting f_{t+1}^L and f_t^L by their respective expressions, we obtain the following results:

$$\begin{aligned} Y_t &= L(x_1 D_t - x_1 D_{t-1} + x_2 D_{t-1} - x_2 D_{t-2} + \dots + x_N D_{t-N+1} - x_N D_{t-N}) + D_t \\ \Leftrightarrow Y_t &= c + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \left[L \left(\sum_{i=1}^N x_i (\xi_{t-i+1} - \xi_{t-i}) \right) + \xi_t \right] \\ &\quad + \theta_1 \left[L \left(\sum_{i=1}^N x_i (\xi_{t-i} - \xi_{t-i-1}) \right) + \xi_{t-1} \right] \\ &\quad + \theta_2 \left[L \left(\sum_{i=1}^N x_i (\xi_{t-i-1} - \xi_{t-i-2}) \right) + \xi_{t-2} \right] + \dots \\ &\quad + \theta_q \left[L \left(\sum_{i=1}^N x_i (\xi_{t-i-q+1} - \xi_{t-i-q}) \right) + \xi_{t-q} \right] \end{aligned}$$

Let consider $\tilde{\xi}_t = L(\sum_{i=1}^N x_i(\xi_{t-i+1} - \xi_{t-i})) + \xi_t$, so Y_t can finally be expressed as follows:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \tilde{\xi}_t + \theta_1 \tilde{\xi}_{t-1} + \theta_2 \tilde{\xi}_{t-2} + \dots + \theta_q \tilde{\xi}_{t-q}$$

$$\Leftrightarrow Y_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j Y_{t-j} + \tilde{\xi}_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \tilde{\xi}_{t-j}$$

Hence, Y_t follows an ARMA(p, q) process where $\tilde{\xi}_t \sim N(0, (2L^2 \sum_{i=1}^N x_i^2 + 2Lx_1 + 1)\sigma_\xi^2)$ are the error terms. Indeed, it's easy to check the following errors properties:

$$E(\tilde{\xi}_t) = E\left(L\left(\sum_{i=1}^N x_i(\xi_{t-i+1} - \xi_{t-i})\right) + \xi_t\right) = 0$$

and

$$\begin{aligned} Var(\tilde{\xi}_t) &= Var\left(L\left(\sum_{i=1}^N x_i(\xi_{t-i+1} - \xi_{t-i})\right) + \xi_t\right) \\ \Leftrightarrow Var(\tilde{\xi}_t) &= L^2 Var\left(\sum_{i=1}^N x_i(\xi_{t-i+1} - \xi_{t-i})\right) + Var(\xi_t) \\ &\quad + 2cov\left(L\left(\sum_{i=1}^N x_i(\xi_{t-i+1} - \xi_{t-i})\right), \xi_t\right) \\ \Leftrightarrow Var(\tilde{\xi}_t) &= L^2 [Var(x_1(\xi_t - \xi_{t-1}) + x_2(\xi_{t-1} - \xi_{t-2}) + \dots + x_N(\xi_{t-N+1} - \xi_{t-N}))] + \sigma_\xi^2 \\ &\quad + 2L cov\left(\left(\sum_{i=1}^N x_i(\xi_{t-i+1} - \xi_{t-i})\right), \xi_t\right) \\ \Leftrightarrow Var(\tilde{\xi}_t) &= L^2 [x_1^2 Var(\xi_t - \xi_{t-1}) + x_2^2 Var(\xi_{t-1} - \xi_{t-2}) + \dots + x_N^2 Var(\xi_{t-N+1} - \xi_{t-N})] \\ &\quad + \sigma_\xi^2 + 2L cov\left(\left(\sum_{i=1}^N x_i(\xi_{t-i+1} - \xi_{t-i})\right), \xi_t\right) \\ \Leftrightarrow Var(\tilde{\xi}_t) &= 2L^2 \sigma_\xi^2 \sum_{i=1}^N x_i^2 + \sigma_\xi^2 + 2Lx_1 \sigma_\xi^2 \\ \Leftrightarrow Var(\tilde{\xi}_t) &= \left(2L^2 \sum_{i=1}^N x_i^2 + 2Lx_1 + 1\right) \sigma_\xi^2 \end{aligned}$$

As all the parameters of Y_t , namely, the constant c , ϕ_j and θ_j are unique, the order process Y_t arriving at the upstream actor is also unique and thus, the upstream actor is able to infer the demand arriving at his formal downstream actor.

Appendix D. Derivation of the mean squared error expression when WMA method is adopted

We derive the three components of the MSE^{DDI} equation:

$$MSE^{DDI} = Var\left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}\right) + (L+1)^2 Var(f_{t+1}) - 2(L+1)Cov\left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1}\right)$$

The first term of this equation is given by the work of Tliche et al., (2019) as follows:

$$Var\left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}\right) = (L+1)\gamma_0 + 2\sum_{i=1}^L i\gamma_{L+1-i}$$

We go on to calculate the second term of the equation of the MSE^{DDI} :

$$\begin{aligned} Var(f_{t+1}) &= Var\left(\sum_{i=1}^N x_i D_{t+1-i}\right) \\ &= \sum_{i=1}^N x_i^2 Var(D_{t+1-i}) + 2\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N Cov(x_i D_{t+1-i}, x_j D_{t+1-j}) \\ \Leftrightarrow Var(f_{t+1}) &= \gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 \\ &\quad + 2\sum_{i=1}^{N-1} [Cov(x_i D_{t+1-i}, x_{i+1} D_{t-i}) + \dots + Cov(x_i D_{t+1-i}, x_N D_{t+1-N})] \\ \Leftrightarrow Var(f_{t+1}) &= \gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 \\ &\quad + 2[[Cov(x_1 D_t, x_2 D_{t-1}) + \dots + Cov(x_1 D_t, x_N D_{t+1-N})] \\ &\quad + [Cov(x_2 D_{t-1}, x_3 D_{t-2}) + \dots + Cov(x_2 D_{t-1}, x_N D_{t+1-N})] + \dots \\ &\quad + Cov(x_{N-1} D_{t+2-N}, x_N D_{t+1-N})] \\ \Leftrightarrow Var(f_{t+1}) &= \gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 \\ &\quad + 2[[x_1 x_2 \gamma_1 + \dots + x_1 x_N \gamma_{N-1}] + [x_2 x_3 \gamma_1 + \dots + x_2 x_N \gamma_{N-2}] + \dots \\ &\quad + x_{N-1} x_N \gamma_1] \end{aligned}$$

$$\Leftrightarrow \text{Var}(f_{t+1}) = \gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 + 2 \left[x_1 \sum_{i=2}^N x_i \gamma_{i-1} + x_2 \sum_{i=3}^N x_i \gamma_{i-2} + \cdots + x_{N-1} \sum_{i=N}^N x_i \gamma_{i-(N-1)} \right]$$

$$\Leftrightarrow \text{Var}(f_{t+1}) = \gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 + 2 \sum_{j=1}^{N-1} \left(x_j \sum_{i=j+1}^N x_i \gamma_{i-j} \right)$$

Consequently,

$$(L+1)^2 \text{Var}(f_{t+1}) = (L+1)^2 \left[\gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 + 2 \sum_{j=1}^{N-1} \left(x_j \sum_{i=j+1}^N x_i \gamma_{i-j} \right) \right]$$

We go on to calculate the third term of the equation of MSE^{DDI} :

$$\text{Cov} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1} \right) = \text{Cov} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, \sum_{i=1}^N x_i D_{t+1-i} \right) = \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j \text{Cov}(D_{t+i}, D_{t+1-j})$$

$$\Leftrightarrow \text{Cov} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1} \right) = \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j \text{Cov}(D_t, D_{t+1-i-j}) = \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j \gamma_{i+j-1}$$

Consequently,

$$-2(L+1) \text{Cov} \left(\sum_{i=1}^{L+1} D_{t+i}, f_{t+1} \right) = -2(L+1) \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j \gamma_{i+j-1}$$

Finally, summing the three obtained components leads us to obtain the final equation of MSE^{DDI} :

$$\text{MSE}^{\text{DDI}}(x) = (L+1)\gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^L i \gamma_{L+1-i} + (L+1)^2 \left[\gamma_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 + 2 \sum_{j=1}^{N-1} \left(x_j \sum_{i=j+1}^N x_i \gamma_{i-j} \right) \right]$$

$$- 2(L+1) \sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j \gamma_{i+j-1}$$

Appendix E. Derivation of the average inventory level expression when WMA method is adopted

We derive the four components of $\tilde{I}_t^{DDI}(x)$ equation:

$$\tilde{I}_t^{DDI}(x) = M_t^{DDI}(x) + K\sigma_{\xi}\sqrt{V^{DDI}(x)} - E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) + \frac{E(Y_t)}{2}$$

The first term is expressed as follows:

$$\begin{aligned} M_t^{DDI}(x) &= E\left(\sum_{i=1}^{L+1} f_{t+i}\right) = E\left(\sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=1}^N x_j D_{t+i-j}\right) = E\left(\sum_{j=1}^N x_j (D_{t+1-j} + \dots + D_{t+L+1-j})\right) \\ &\Leftrightarrow M_t^{DDI}(x) = E(x_1(D_t + \dots + D_{t+L}) + x_2(D_{t-1} + \dots + D_{t+L-1}) + \dots \\ &\quad + x_N(D_{t+1-N} + \dots + D_{t+L+1-N})) \\ &\Leftrightarrow M_t^{DDI}(x) = x_1(L+1)E(D_t) + x_2(L+1)E(D_t) + \dots + x_N(L+1)E(D_t) \\ &= (L+1)\left(\sum_{i=1}^N x_i\right)\mu_d \\ &\Leftrightarrow M_t^{DDI}(x) = \frac{c(L+1)}{(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j)} \left(\sum_{i=1}^N x_i\right) = \frac{c(L+1)}{(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j)} \end{aligned}$$

The second term is expressed as follows:

$$K\sigma_{\xi}\sqrt{V^{DDI}(x)} = K\sigma_{\xi}\sqrt{MSE^{DDI}(x)}$$

Let y_t be the mean-centered order process at the upstream actor. The third term is expressed as follows:

$$\begin{aligned} -E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) &= -(L+1)\mu_y - E\left(\sum_{i=1}^{L+1} y_{t+i}\right) \\ &\Leftrightarrow -E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) = -(L+1)\mu_y - E\left(\sum_{i=1}^{L+1} \sum_{j=0}^{+\infty} \tilde{\psi}_j \xi_{t+i-j}\right) = -(L+1)\mu_y \\ &\Leftrightarrow -E\left(\sum_{i=1}^{L+1} Y_{t+i}\right) = -c(L+1) \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j\right)^{-1} \end{aligned}$$

The fourth term is expressed as follows:

$$E(Y_t) = \mu_y = \mu_d = \frac{c}{\phi_0 - \sum_{j=1}^p \phi_j} = c \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j \right)^{-1}$$

Finally, substituting the four components by their respective expressions, we obtain the equation of $\tilde{I}_t^{DDI}(x)$ as follows:

$$\tilde{I}_t^{DDI}(x) = \frac{c}{2 \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j \right)} + K \sigma_{\xi} \sqrt{MSE^{DDI}(x)}$$

Appendix F. Pareto-optimal solutions according to the specified problem (demand model)

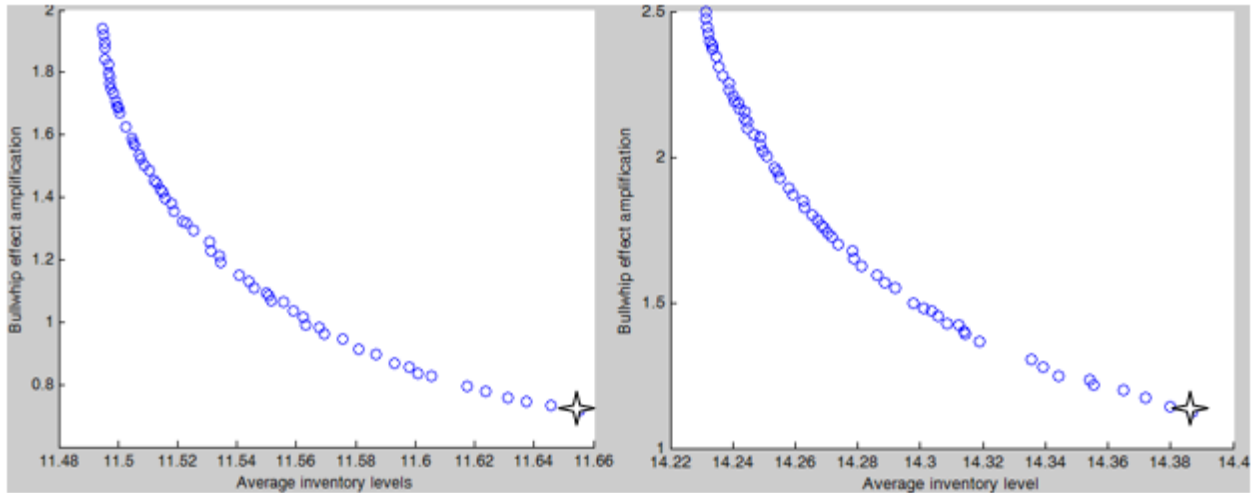


Figure 39: Pareto-optimal solutions for problems 1 & 2 (demand models 1 & 2)

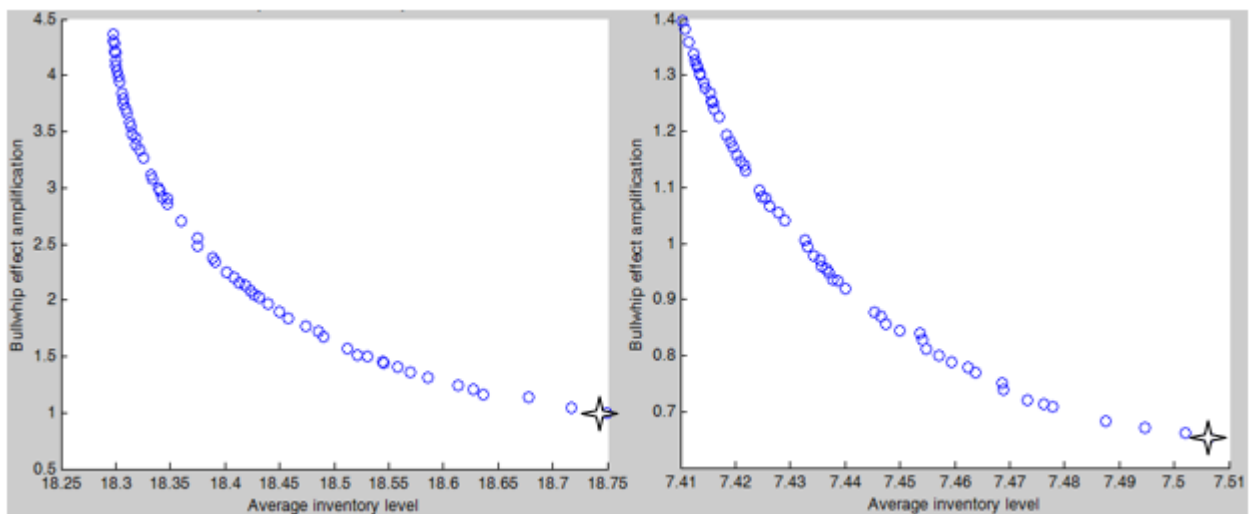


Figure 40: Pareto-optimal solutions for problems 3 & 4 (demand models 3 & 4)

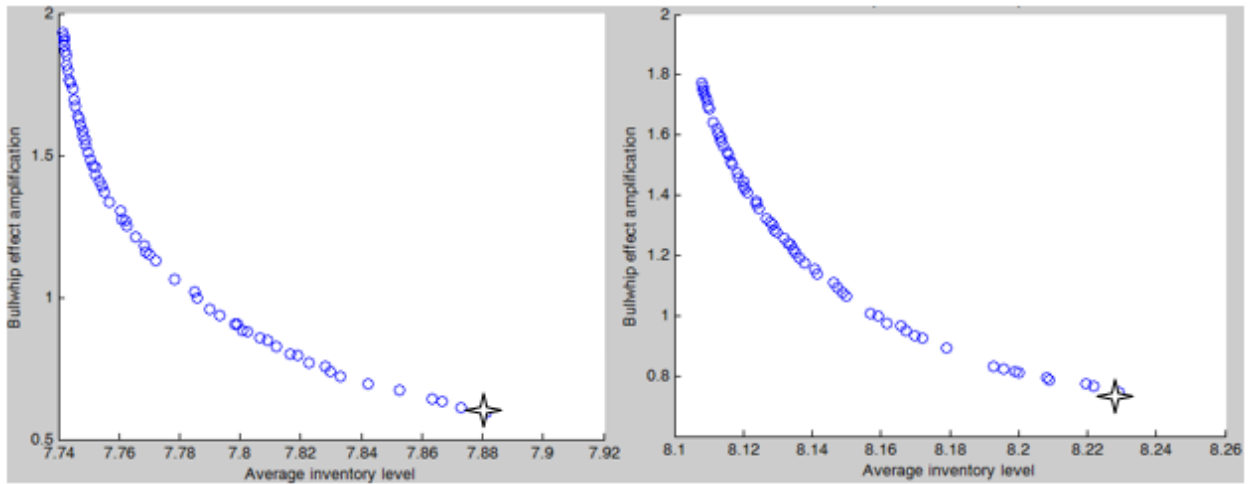


Figure 41: Pareto-optimal solutions for problems 5 & 6 (demand models 5 & 6)

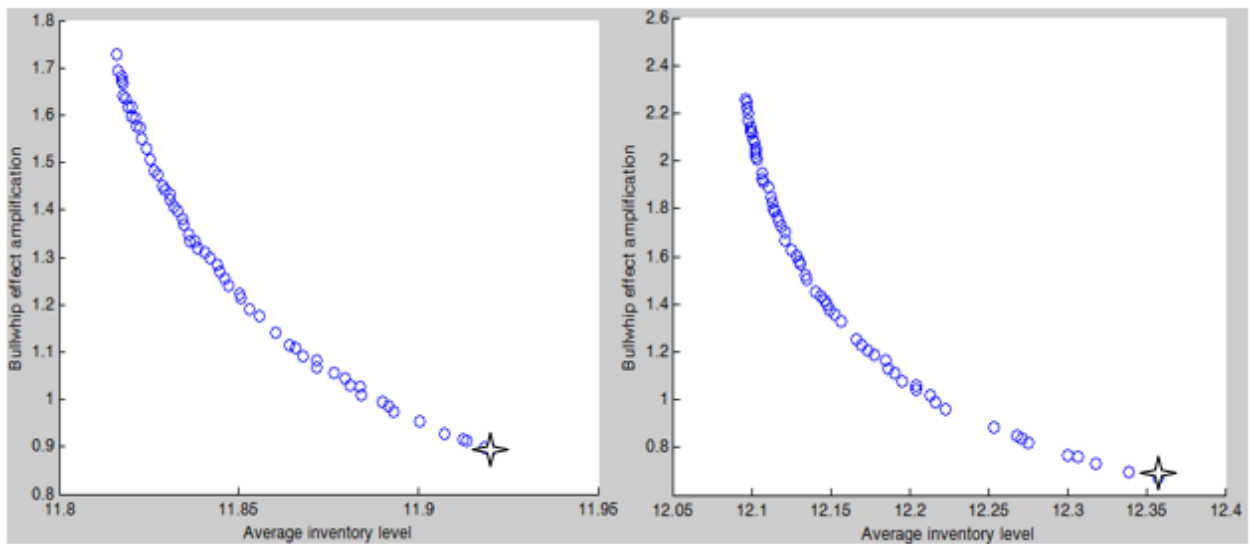


Figure 42: Pareto-optimal solutions for problems 7 & 8 (demand models 7 & 8)

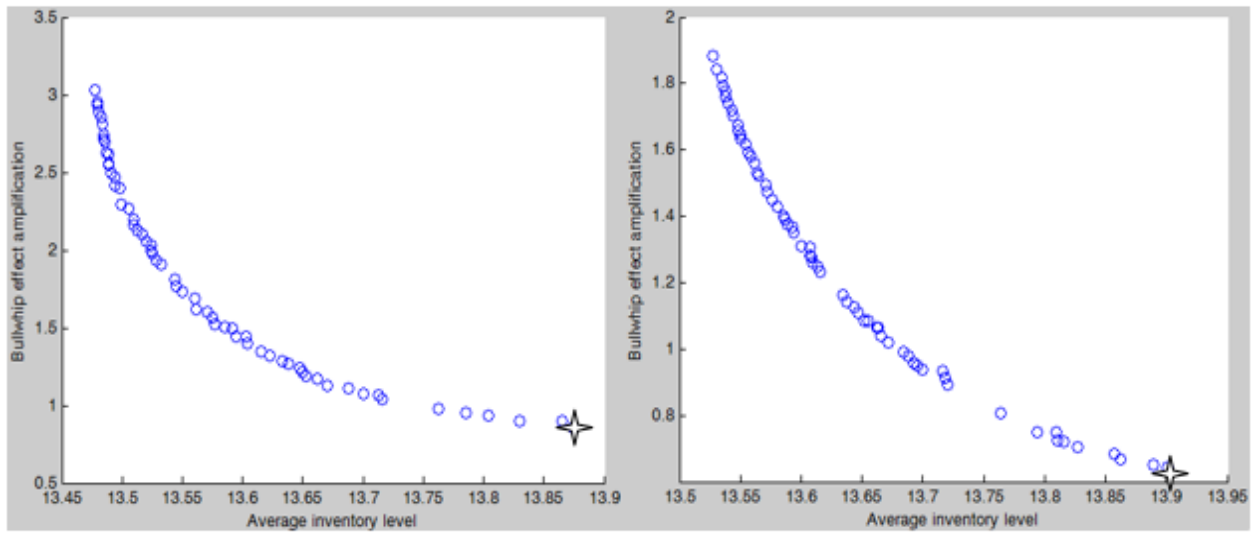


Figure 43: Pareto-optimal solutions for problems 9 & 10 (demand models 9 & 10)

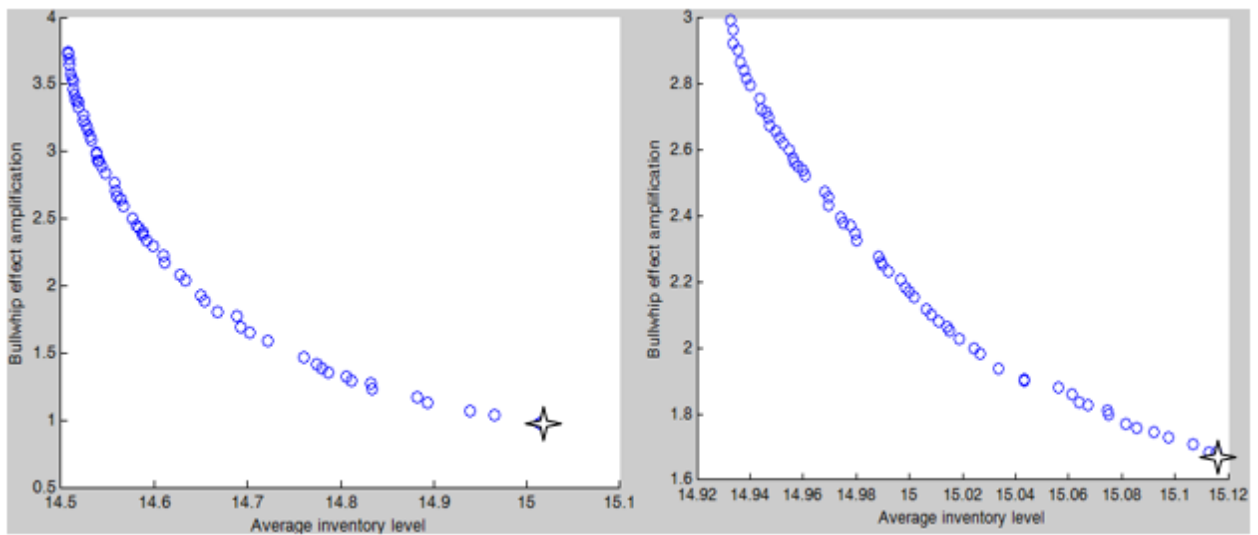


Figure 44: Pareto-optimal solutions for problems 11 & 12 (demand models 11 & 12)

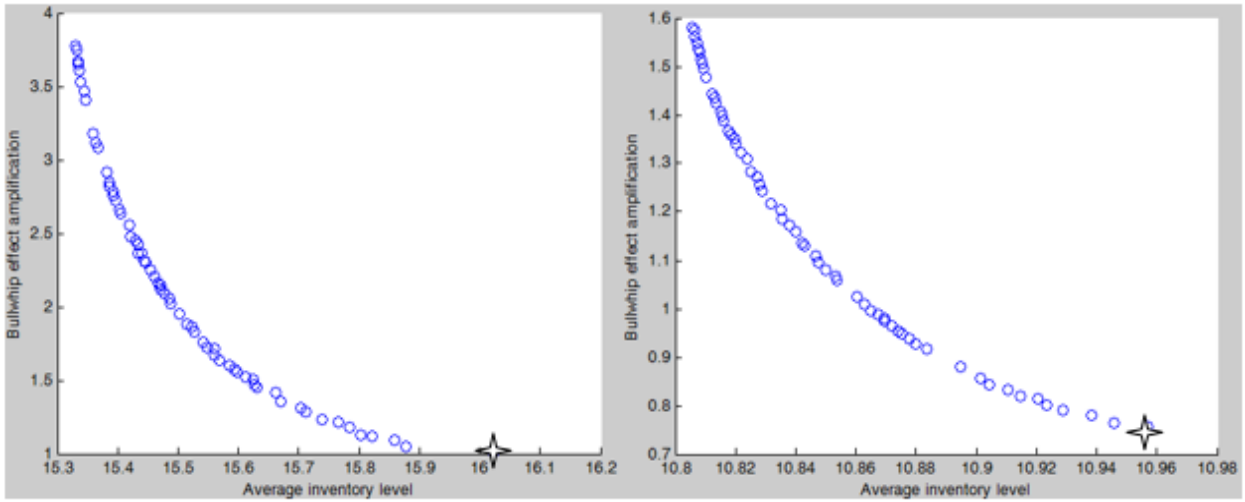


Figure 45: Pareto-optimal solutions for problems 13 & 14 (demand models 13 & 14)

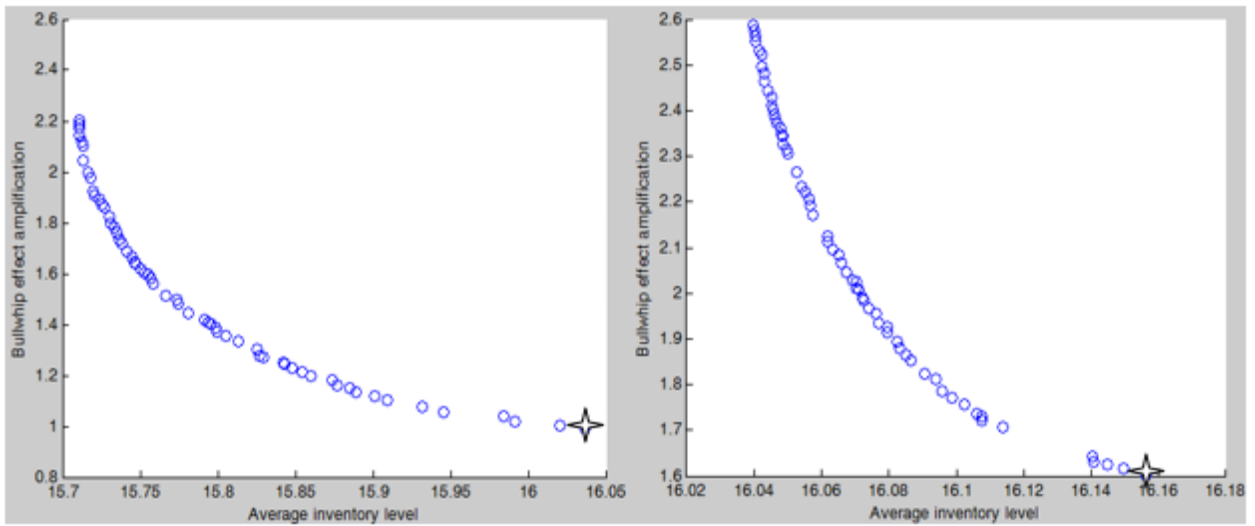


Figure 46: Pareto-optimal solutions for problems 15 & 16 (demand models 15 & 16)

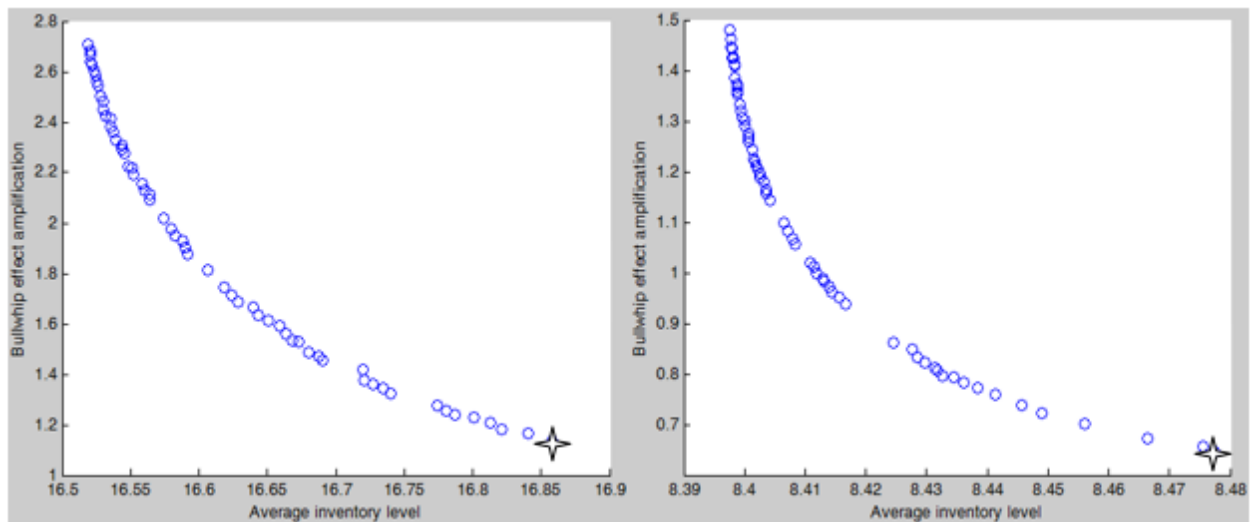


Figure 47: Pareto-optimal solutions for problems 17 & 18 (demand models 17 & 18)

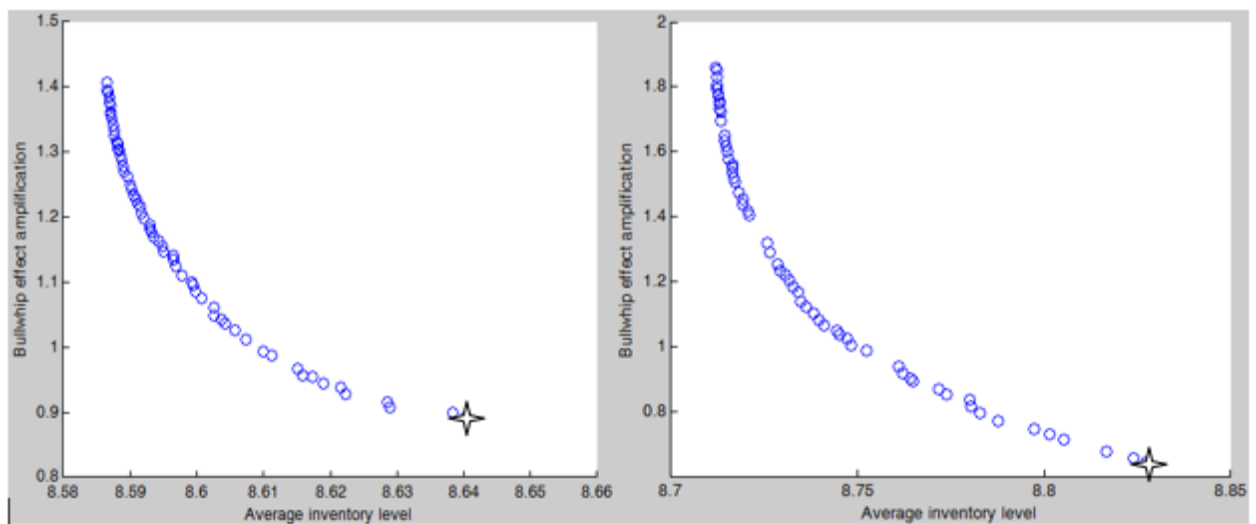


Figure 48: Pareto-optimal solutions for problems 19 & 20 (demand models 19 & 20)

Appendix G. Screenshots of some implementations

```

1      %%%%%%%%%%% main optimisation program
2 -    fitness = @Multi3 ;
3 -    N = 12 ;
4 -    nvar = N ;
5 -    A = [ones(1,N); -ones(1,N); -eye(N)];
6 -    b = [1; -1; zeros(N,1)];
7 -    [x, fval] = gamultiobj(fitness, nvar, A, b);
8
9
10     %%%%%%%%%%% pareto optimal graph
11 -    scatter(fval(:,1),fval(:,2))
12     %title('Pareto-Optimal solutions for problem 1')
13 -    xlabel('Average inventory level')
14 -    ylabel('Bullwhip effect amplification')
15
16     %%%%%%%%%%% solution optimale
17 -    y_min = min(fval(:,2)) ;
18

```

Figure 49: A screenshot of the main part of the multi-objective optimization code

```

287 -    S12 = 0 ;
288 -    S13 = 0 ;
289 -    if p > 0 && M3 > 0
290 -        for j = 1:numPsi_chap_SMA
291 -            if j < M3
292 -                S12 = 0 ;
293 -                for k = 1:j
294 -                    S12 = S12 + Fi(k+1,1) * Psi_chap_SMA(j-k+1,1) ;
295 -                end
296 -                Psi_chap_SMA(j+1,1) = Theta(j+1,1) + S12 ;
297 -            end
298 -            if j >= M3
299 -                S13 = 0 ;
300 -                for k = 1:p
301 -                    S13 = S13 + Fi(k+1,1) * Psi_chap_SMA(j-k+1,1) ;
302 -                end
303 -                Psi_chap_SMA(j+1,1) = S13 ;
304 -            end
305 -        end
306 -    end
307
308 -    S14 = 0 ; % Sum of squared Psi_chap_SMA
309 -    for j = 1:numPsi_chap_SMA
310 -        S14 = S14 + (Psi_chap_SMA(j,1)^2) ;
311 -    end
312
313
314 -    BWP = (((2*L^2) + (N^2) + (2*N*L)) / ((N * Beta)^2)) * (S14/S11) ;

```

Figure 50: A screenshot of a part of the BWP code


```
366 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% PLOT %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
367 % D is the simulated response data (Demand)
368 % E is the simulated mean zero innovations
369 % V is the simulated conditional variances of the innovation in E
370 - rng default % for reproducibility
371 - [D,E,V] = simulate(Mdl_D,numObs,'NumPaths',numPaths) ;
372 - [Y,E_ch,V_ch] = simulate(Mdl_Y,numObs,'NumPaths',numPaths) ;
373 - figure
374 - subplot(4,1,1);
375 - plot(D) ; % plot du processus Demand ARMA(p,q)
376 - title(' Simulated Demand ')
377 - subplot(4,1,2);
378 - plot(E) ; % plot des innovations Eps
379 - title(' Simulated Demand Innovations ')
380 - subplot(4,1,3);
381 - plot(Y) ; % plot du processus Orders ARMA(p,Max(p,q-L))
382 - title(' Simulated Orders ')
383 - subplot(4,1,4);
384 - plot(E_ch) ; % plot des innovations Eps_chap
385 - title(' Simulated Orders Innovations ')
```

Figure 51: A screenshot of the main part of the plotting code of figure 24



Youssef TLICHE

Performance d'une chaîne d'approvisionnement décentralisée : Une approche de prévision collaborative par inférence

Résumé

Les structures des chaînes d'approvisionnement connaissent de plus en plus une complexité croissante, notamment sous l'effet de la mondialisation et des manœuvres de décentralisation. Plusieurs inhibiteurs accentuent le caractère décentralisé et empêchent l'amélioration des performances des chaînes décentralisées. Ce travail de thèse s'intéresse à une approche de prévision collaborative qui a pour objectif l'amélioration des performances des chaînes décentralisées. Cette approche traite le non-partage de l'information de la demande dans une chaîne d'approvisionnement en série et montre qu'une inférence de cette demande est possible sous certaines conditions. Cette inférence permet de rapprocher les performances d'une chaîne décentralisée à celles d'une chaîne centralisée. Une relaxation de l'hypothèse du non-partage d'informations, permet encore d'augmenter les performances opérationnelles du système décentralisé. Cette recherche enrichit la notion de performance des chaînes d'approvisionnement en démontrant que la performance opérationnelle des chaînes décentralisées peut être considérablement augmentée grâce à une source d'amélioration collaborative de prévision.

Mots clés : Gestion de la chaîne d'approvisionnement, chaîne d'approvisionnement décentralisée, performance d'une chaîne d'approvisionnement, effet coup de fouet, inférence de la demande en aval, modélisation ARMA, méthode de prévision, erreur de prévision, niveau moyen d'inventaire, moyenne mobile simple, moyenne mobile pondérée, méthode de Newton, optimisation multi-objectif, algorithme génétique.

Abstract

Supply chain structures are becoming increasingly complex, particularly as a result of globalization and decentralization. Several inhibitors accentuate the decentralized nature and prevent the improvement of the performance of decentralized channels. This thesis work is interested in a collaborative forecasting approach which aims to improve the performance of decentralized channels. This approach addresses the non-sharing of demand information in a serial supply chain and shows that an inference of this demand is possible under certain conditions. This inference brings the performance of a decentralized chain closer to that of a centralized chain. A relaxation of the hypothesis of non-sharing of information further increases the operational performance of the decentralized system. This research enriches the notion of supply chain performance by demonstrating that the operational performance of decentralized chains can be considerably increased thanks to a source of collaborative forecasting improvement.

Key words: Supply chain management, decentralized supply chain, supply chain performance, effet coup de fouet, downstream demand inference, ARMA modeling, forecasting method, forecasting error, average inventory level, simple moving average, weighted moving average, Newton's method, multi-objective optimization, genetic algorithm.