

École doctorale : Sciences Pour l'Ingénieur

Habilitation à Diriger des Recherches

HDR

pour obtenir le grade de HDR délivré par

Université de Lille

Spécialité doctorale "Génie informatique, automatique et traitement du signal"

présentée et soutenue publiquement par

Sébastien THOMASSEY

le 28 09 2018

**Développement de systèmes d'aide à la décision pour l'optimisation
des systèmes de production et de la chaîne approvisionnement de la
filière textile habillement distribution**

Directeur de recherche : **Xianyi ZENG**

Jury

Madame Anne-Marie Jolly,	Professeur Émérite	Rapporteuse
Monsieur Abderrafiaa Koukam,	Professeur	Rapporteur
Monsieur Imed Kacem,	Professeur	Rapporteur
Monsieur Hammadi Slim,	Professeur	Examineur

Université de Lille
Cité Scientifique, 59650 Villeneuve-d'Ascq, France

Remerciements

Je tiens à remercier l'ensemble des personnes qui ont contribué à l'accomplissement de mes activités de recherche et d'enseignement depuis ma thèse de doctorat.

Ce mémoire a été préparé sous la direction scientifique de Monsieur Xianyi Zeng, Professeur à l'ENSAIT, à qui j'adresse mes sincères remerciements pour m'avoir guidé dans ce travail de rédaction.

Je remercie très chaleureusement mes nombreux collègues de l'ENSAIT avec lesquels j'ai co-encadré, et co-encadre, les thèses et masters décrits dans ce rapport.

Je tiens à remercier les membres du jury, rapporteurs et examinateurs, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mes travaux en jugeant ce mémoire.

Enfin, je souhaite remercier tout le personnel de l'ENSAIT qui a permis directement ou indirectement l'accomplissement de mes activités professionnelles.

Table des matières

Table des matières	v
Liste des figures	vii
Liste des tableaux	xi
1 Introduction générale	1
1.1 Contexte	2
1.2 Activités de recherche et d'enseignement	3
1.3 Références	6
2 La prévision des ventes d'articles textiles	9
2.1 Introduction	10
2.2 Prévision des ventes pour le secteur du textile-habillement	12
2.3 Impacts des erreurs de prévision	15
2.4 Méthodes de prévision des ventes pour le secteur du textile-habillement	17
2.5 Contribution au développement de modèles de prévision des ventes pour le secteur de la mode	22
2.6 Contribution à l'analyse du comportement du consommateur pour la prévision des ventes dans le secteur de la mode	51
2.7 Conclusion	60
2.8 Références	61
3 Production et approvisionnement des articles textiles	79
3.1 Introduction	80
3.2 Stratégies pour une chaîne d'approvisionnement durable et orientée client	81
3.3 Optimisation de la gestion des ressources de la filière textile - habillement - distribution	92
3.4 Planification et optimisation des processus de production	110
3.5 Conclusion	120
3.6 Références	121
4 Perspectives des thèmes de recherche	133
4.1 Perspectives de recherche pour la prévision des ventes d'articles textiles	134
4.2 Perspectives de recherche pour la chaîne de production et d'approvisionnement de la filière textile - habillement - distribution	136
4.3 Références	138
5 Activités pédagogiques	139
5.1 Introduction	140
5.2 Activités d'enseignement	140
5.3 Activités d'encadrement et de tutorat	142
5.4 Responsabilités pédagogiques	142
5.5 Conclusion	142

6 Curriculum Vitae détaillé	145
6.1 Synthèse de la production scientifique et des activités de rayonnement depuis la thèse	147
6.2 Cours académique et professionnel	147
6.3 Encadrements de chercheurs	147
6.4 Activités d'animation et de rayonnement	150
6.5 Production scientifique	153
7 Conclusion générale	159
Résumé	162

Liste des figures

1.1	Les thèmes de recherche, l'environnement et les outils	5
2.1	La filière textile - habillement - distribution	10
2.2	Schéma général du système de prévision de ventes pour l'habillement	11
2.3	Exemple d'un planning de la collection automne-hiver [THOMASSEY, 2002]	13
2.4	Exemple de classification commerciale des produits textiles	14
2.5	Exemple de différents comportements saisonniers	14
2.6	Exemple d'impacts des variations de prix sur les ventes	15
2.7	Les différents modèles de prévision en fonction de l'agrégation des ventes et de l'horizon de prévision	17
2.8	Modèle de prévision à long terme pour les nouveaux articles basé sur la classification	24
2.9	Les différentes méthodes de classification non supervisée [HAJJAR, 2014].	25
2.10	Méthode de classification non supervisée en deux étapes ($N > M > C$)	25
2.11	Exemple de réseau de neurones probabiliste(PNN)	27
2.12	Apprentissage global du système incluant l'optimisation du nombre de classes par la méthode de validation croisée avec k échantillons	29
2.13	Système de prévision $KmDt$ basé sur la méthode des k -moyennes et un arbre de décision [THOMASSEY et FIORDALISO, 2006]	30
2.14	Système de prévision $SomPnn$ basé sur des réseaux de neurones SOM et PNN [THOMASSEY et HAPPIETTE, 2007]	31
2.15	Erreur de prévision en fonction du nombre de classes lors de l'apprentissage avec validation croisée	31
2.16	Les huit classes et leur prototype de ventes du système $SomPnn$	32
2.17	Les protocusters du SOM (a) et la classification non supervisée des protocusters (b)	33
2.18	Relations entre les prototypes de ventes et les attributs	34
2.19	Comparaison des prototypes de ventes prévus et des profils réels des nouveaux articles	35
2.20	RMSE et MAPE sur les 285 nouveaux articles	36
2.21	Modèle de prévision de ventes de nouveaux articles basé sur l'expérience et les connaissances de l'opérateur	37
2.22	Modèle de prévision de ventes de nouveaux articles basé sur l'intelligence artificielle	38
2.23	Structure d'un réseau de neurones convolutif	38
2.24	Structure d'un réseau de neurones siamois	39
2.25	Le SNN proposé avec une structure modifiée pour accueillir l'ensemble des données descriptives des articles	39
2.26	Schéma de la méthodologie proposée	40
2.27	Exemple de profil de ventes avant et après la normalisation par le prix	41
2.28	Évolution du RMSE pendant les étapes d'entraînement et de validation	42
2.29	Comparaison des distances réelles ($d_{i,j}$) et prévues ($\hat{d}_{i,j}$) pendant l'étape de validation	42
2.30	Évolution du RMSE moyen sur les articles historiques en fonction du nombre de plus proches voisins considérés n	43
2.31	Exemple de prévision du profil de ventes d'un nouvel article avec les 3 plus proches articles	43

2.32 Amélioration du RMSE par le modèle <i>SNN20</i> comparé aux autres modèles	44
2.33 Comparaison du RMSE par produit entre le modèle <i>SNN20</i> et ses concurrents	45
2.34 Les quatre plus mauvaises prévisions obtenues par le modèle <i>SNN20</i> face au modèle <i>Category Profile</i>	46
2.35 Les quatre meilleures prévisions obtenues par le modèle <i>SNN20</i> face au modèle <i>KmDt</i>	47
2.36 Principe du système de prévision de ventes à court terme	48
2.37 Le réseau de neurones ELM utilisé pour la prévision à court terme	48
2.38 RMSE sur les données d'entraînement et de validation en fonction du nombre de neurones	49
2.39 Exemples de prévisions à court et long termes	49
2.40 Pourcentages d'amélioration du RMSE par produit	49
2.41 Ventes totales et stock résiduel pour les 4 scénarios d'approvisionnement	50
2.42 Principe général de la thèse de Chandadevi Giri	51
2.43 Évolutions des catégories de clients en fonction de la matrice de transition en probabilité	52
2.44 Le nuage de mots extraits des tweets relatifs aux marques "Zara" et "Levis" et leurs classes émotionnelles	53
2.45 Analyse des sentiments des tweets relatifs aux marques "Zara" et "Levis"	54
2.46 Exemples d'articles et les attributs stylistiques associés (laissés volontairement dans la langue d'origine)	56
2.47 Exemples de résultats pour les valeurs écologiques "Green" et "Organic"	57
2.48 Simplifications apportées à l'ACV	57
2.49 ACV perçue et écarts avec l'ACV simplifiée	58
2.50 Tapis avec capteurs de pression piézorésistifs pour détecter les pas [AGRAWAL et col-lab., 2017]	58
2.51 Exemple de signaux bruts, filtrés et après interpolation	59
2.52 Détection des pas par la méthode "nearest neighbor flood-fill"	59
2.53 Résultats de l'ACP sur les 15 personnes	60
3.1 Exemple de chaîne d'approvisionnement de la filière textile-habillement-distribution en flux poussés	80
3.2 Contributions pour la gestion de la chaîne d'approvisionnement pour différents niveaux décisionnels	81
3.3 Schéma général des travaux de thèse de Petchprakai Sirilertsuwan	82
3.4 Facteurs les plus influents dans le choix ou non d'approvisionnements locaux	83
3.5 Les huit scénarios obtenus avec les trois modules de services	84
3.6 Schéma des flux pour les différents scénarios	85
3.7 Comparaison des impacts environnementaux des différents scénarios	86
3.8 Analyse de la sensibilité à la durée d'utilisation	87
3.9 Analyse de la sensibilité à la distance consommateur-magasin en voiture individuelle	88
3.10 Analyse de la sensibilité aux taux de charge du véhicule lors de la livraison à domicile	88
3.11 Évolution de l'impact "changement climatique" en fonction des différents taux de retour et de non livraison	89
3.12 Principe général des travaux de thèse de R. Benchirane sur la durée de vie des articles textiles	89
3.13 Résultats bruts du sondage sur les causes de fin de vie (cas du T-Shirt)	90
3.14 Système FAHP pour déterminer les causes de fin de vie d'un article textile	90
3.15 Principe de calcul de la qualité normative	91
3.16 Exemple de point de bascule d'un T-Shirt pour l'impact "époussage de la couche d'ozone"	91
3.17 Évolution des impacts en fonction du nombre d'utilisations pour deux T-Shirt de durée de vie différente	92
3.18 Les deux types de collaboration au sein de la chaîne d'approvisionnement	93

3.19	Système proposé dans la thèse de Ke Ma pour l'analyse des collaborations dans la chaîne d'approvisionnement du textile-habillement	94
3.20	Calcul du critère de performance KPI par ANP	95
3.21	Indicateurs de performance obtenus après simulation	96
3.22	Comparaison des indicateurs de performance avec et sans partage des ressources	97
3.23	Partage du profit entre les trois confectionneurs en fonction du ratio R	98
3.24	Système multi-agents pour le partage des ressources avec décisions globale et locales	99
3.25	Indicateurs de performance obtenus par la simulation multi-agents	100
3.26	Normalisation par la méthode de la sphère englobante (rayon = 1)	100
3.27	La méthodologie développée dans les travaux de Moez Hamad	101
3.28	Les onze points anthropométriques potentiels pour le choix des points de référence	101
3.29	Algorithme de sélection des points de références optimaux sur les trois torsos de référence	102
3.30	Exemple de réseau de type carte auto-adaptative (SOM)	103
3.31	Méthode de classification non supervisée en deux étapes	104
3.32	Distribution des distances géodésiques des 476 scans 3D	104
3.33	Les 90 prototypes de classes issus du premier niveau de classification	105
3.34	Indice de Davies-Bouldin pour la méthode de classification à 2 niveaux	106
3.35	Distribution des distances géodésiques des trois classes et les centres de classe associés	106
3.36	Les trois morphotypes issus de la classification non supervisée	107
3.37	Régression linéaire du tour de poitrine en fonction de la stature	107
3.38	Régression linéaire du tour de hanche en fonction de la stature	108
3.39	Méthode théorique de définition d'un système de taille	108
3.40	Classification pour l'évaluation du système de tailles	109
3.41	Classification pour l'évaluation du système de tailles	110
3.42	Comparaison des coûts de fabrication et des délais de livraison avant et après l'automatisation de la production	111
3.43	Principe général du système hybride de simulation - optimisation	112
3.44	État des dates de livraisons avant optimisation et évolution de la fonction fitness	113
3.45	État des dates de livraisons après optimisation	114
3.46	Exemples de matelassage	114
3.47	Les différentes phases de l'industrie de l'habillement et du processus de coupe	115
3.48	Principe général pour l'optimisation de la coupe de commandes personnalisées	117
3.49	Évaluation du bien aller des vêtements en fonction du niveau de personnalisation	118
3.50	Augmentation des différents paramètres de production pour la personnalisation des jupes	118
3.51	Exemple d'échantillons de denim utilisés pour la modélisation du traitement à l'ozone	119
3.52	Réseau de neurones utilisé pour la modélisation du traitement à l'ozone	120
3.53	Prévisions de la valeur de K/S sur le jeu de données de test	120
4.1	Contributions réalisées pour le système de prévision de ventes pour l'habillement	134
4.2	Proposition de modèles hybrides pour la prévision des ventes de nouveaux articles	135
4.3	Principe du système de prévision des volumes de ventes à partir des profils produits et consommateurs	136
4.4	Principe général du projet H2020 "FBD-BModels" et mes contributions sur le thème 2	138
5.1	Déroulement du module développé en pédagogie active	141

Liste des tableaux

2.1	Comparaison des erreurs de prévision pour l'ensemble des modèles testés	32
2.2	Comparison of mean RMSE on test data	44
2.3	Matrice de transition par catégorie de clients	52
2.4	Matrice de transition en probabilités	52
2.5	Les catégories de valeurs écologiques et les paires de mots Kainsei associées	55
3.1	Les différents types de collaboration extraits de la littérature	93
3.2	Les différents types de produits et les commandes associées	94
3.3	Les différents scénarios en fonction des niveaux de charge de travail	96
5.1	Synthèse de mes activités pédagogiques de Maître de conférences à l'ENSAIT en heure équivalent TD	140
6.1	Synthèse de la production scientifique et des activités de rayonnement depuis la thèse	147
6.2	Synthèse des articles évalués depuis 2008 (28 articles au total)	153

Chapitre 1

Introduction générale

Sommaire

1.1 Contexte	2
1.2 Activités de recherche et d'enseignement	3
1.3 Références	6

1.1 Contexte

L'industrie de l'habillement, devenue au fil des années l'industrie de la mode, est une des plus anciennes activités humaines et traverse les siècles en s'adaptant continuellement aux avancées technologiques et sociétales. Aujourd'hui, avec la mondialisation, la chaîne d'approvisionnement textile est devenue de plus en plus complexe à gérer et contrôler. L'influence des enjeux environnementaux devient de plus en plus forte dans les prises de décision. Avec une demande croissante de produits personnalisés, le consommateur est de plus en plus difficile à satisfaire. L'émergence de l'Internet a profondément modifié la concurrence ainsi que les relations entre les clients et les entreprises. Notre quotidien est actuellement plongé dans un environnement connecté et mobile dans lequel l'ensemble des données générées par les transactions commerciales, les capteurs, les réseaux sociaux,... constitue un flux ininterrompu. Ces données sont devenues un des éléments les plus influents de l'évolution de la société et des innovations industrielles. Cette masse de données, appelée données massives ou "Big Data", catalysée par l'Internet et les nouvelles technologies numériques, a sensiblement changé notre quotidien ainsi que le monde industriel et économique. Pour l'industrie de la mode, la maîtrise de ces "Big Data" constitue un challenge important mais offre également d'énormes perspectives et opportunités. Les entreprises doivent maîtriser cette grande masse de données afin de les utiliser pour optimiser leur production, leur approvisionnement, leurs ventes,... Dans l'industrie de la mode, le terme Big Data ou encore Fashion Big Data inclut de nombreux types de données telles que les données des "points de ventes" (POS : Point of Sales), les données de positionnement (GIS : Geographic Information Systems), les données de traçabilité, les données issues des réseaux sociaux, les données de la chaîne numérique textile, les données générées par les textiles intelligents, les caractéristiques physiques des textiles,...

Le marché de la mode est particulièrement sujet à tirer profit de cette nouvelle ère notamment en développant divers outils tels que :

- des systèmes de traçabilité des produits sur l'ensemble du cycle de vie (de la matière première à la fin de vie du produit fini),
- des systèmes de recommandations de vêtements pour l'aide à la vente,
- des systèmes d'aide à la décision à différentes étapes de la chaîne d'approvisionnement et de distribution,
- des systèmes d'aide à la conception et à la relation client,
- des systèmes de production flexibles basés sur des données pour les productions en petites séries,
- le développement de nouveaux outils marketing, et plus particulièrement de E-marketing.

Cependant, les managers doivent prendre en compte un nombre drastique de données disponibles pour optimiser leur activité. Par conséquent, afin de gérer cette masse d'informations de façon optimale, les techniques d'intelligence artificielle se révèlent particulièrement efficaces. En effet, l'intelligence artificielle est capable de traiter les "3V" des Big Data, à savoir Vitesse, Variété, Volume, associés aux incertitudes, à la volatilité et les complexités propres à l'industrie de la mode. Ainsi cette technique est très intéressante pour diverses applications telles que la fouille de données, la représentation et l'utilisation de connaissances, la modélisation, l'optimisation, et plus généralement la prise de décision en milieu complexe et/ou incertain. Ces systèmes sont également adaptés à l'environnement de l'industrie de la mode par leur faculté de traiter des relations complexes et incertaines dans les données issues par exemples des comportements de consommateurs, des connaissances et souhaits des designers, de différents capteurs intégrés aux vêtements, etc... Malgré tout, la mise en œuvre de ces techniques est parfois difficile et peut entraîner des réticences chez certaines entreprises de l'industrie de la mode, constituées majoritairement de PME, et ce pour plusieurs raisons :

- la portée de ces systèmes n'est pas suffisamment connue,

- les mises en œuvre et le réglage de ces algorithmes sur des données et systèmes réels apparaissent comme difficiles,
- les bénéfices ne sont pas clairement identifiés.

Dans la littérature, les applications potentielles de l'intelligence artificielle dans l'industrie de la mode ont été largement explorées : évaluation sensorielle / Ingénierie Kansei [LU et collab., 2013; ZHU et collab., 2010], aide à la conception [MOK et collab., 2013; WANG et collab., 2014], systèmes de recommandations [TU et DONG, 2010; WANG et collab., 2015], modélisation, simulation et optimisation de processus textile [VEIT, 2012; YU et collab., 2009], système de contrôle qualité [BAHLMANN et collab., 1999; BLAGA et DOBREA DAN MARIUS, 2009], prévision de ventes [BRAHMADEEP et THOMASSEY, 2016; CHOI et collab., 2014], système d'aide à la décision pour la chaîne d'approvisionnement textile [HUI et CHOI, 2016; WONG et collab., 2013], système de traçabilité intelligent [MOON et NGAI, 2008; NAYAK et collab., 2015], outils de marketing numérique basés sur les réseaux sociaux [ASUR et HUBERMAN, 2010; KIM, 2012],...

Un ensemble de travaux récents sur ce domaine a été également édité dans THOMASSEY et ZENG [2018].

1.2 Activités de recherche et d'enseignement

Ingénieur de l'ENSAIT et titulaire d'un DEA en instrumentation et analyses avancées depuis 1999, j'ai eu l'opportunité de préparer une thèse de doctorat en automatique et informatique industrielle en contrat CIFRE à l'Institut Français du Textile Habillement (IFTH) et à l'université de Lille 1 entre 1999 et 2002. La thématique de ma thèse portait sur la méthodologie de prévision des ventes pour la distribution textile. Ce cursus industriel et universitaire m'a permis d'acquérir une culture scientifique et une connaissance des métiers de la filière textile - habillement - distribution qui ont contribué à l'orientation de mes activités de recherche et d'enseignement.

Ainsi, motivées par ces nouvelles tendances de l'industrie et du marché de la mode, et les opportunités offertes par les nouvelles technologies de l'information, mes activités de recherche depuis ma thèse décrites dans ce mémoire se sont orientées vers 2 thèmes (figure 1.1) :

1. **La prévision des ventes d'articles textiles.** Les nombreuses spécificités de la filière textile habillement distribution rendent les prévisions de ventes à la fois cruciales et extrêmement compliquées. En effet, les délais de fabrication et d'approvisionnement d'un vêtement depuis la matière première jusqu'au magasin sont très longs notamment par rapport à la durée de vie d'un article textile souvent soumis aux phénomènes de mode. Par conséquent, il est indispensable de s'appuyer sur des prévisions à long terme (de 3 à 6 mois) pour planifier la production et les approvisionnements. Il est également essentiel d'obtenir des prévisions à court terme (de l'ordre d'une semaine voire quelques jours) pour gérer les réapprovisionnements par magasin. Cependant, la grande variété de produits, le manque d'historique de ventes dû au renouvellement permanent des collections, la durée de vie très faible des produits, la sensibilité des ventes à de nombreux facteurs, ... rendent les prévisions très complexes. Ainsi cette problématique a donné lieu à de nombreux travaux de recherche que j'ai axé dans un premier temps sur les techniques de soft computing et de data mining, puis plus spécifiquement sur les techniques de "deep learning" (ou apprentissage profond) avec l'avènement des données massives. Ces travaux viennent compléter les modèles existants dans la littérature [CHOI et collab., 2014] en apportant des solutions spécifiques au marché textile - habillement à partir des technologies d'intelligence artificielle.

La prévision des ventes dans le secteur de la mode nécessite également d'étudier le comportement du consommateur. En effet, l'acte d'achat est influencé par de nombreux facteurs qu'il faut essayer de comprendre et modéliser, à l'instar des recherches effectuées dans le domaine du marketing via les réseaux sociaux [KIM, 2012] ou la traçabilité [MOON et NGAI, 2008]. Ainsi, j'ai orienté plusieurs travaux de recherche sur l'analyse des données clients, telles que les données de ventes par client, les données issues de réseaux sociaux ou encore

la traçabilité des clients dans un espace de vente. L'influence des nouvelles tendances de consommation, comme la mode éthique et durable, ont également donné lieu à des travaux qui contribuent à développer ce thème de recherche. Les techniques employées pour modéliser le comportement du consommateur dans ce nouvel environnement s'inspirent des études réalisées sur l'ingénierie Kansei [LU et collab., 2013] et les systèmes de recommandation de vêtements [TU et DONG, 2010; WANG et collab., 2015].

2. **La modélisation, simulation et optimisation de systèmes de production et d'approvisionnement textile pour des petites séries personnalisées.** La production textile - habillement a subi depuis plusieurs décennies des changements profonds qui ont conduit à une production de masse majoritairement localisée dans les pays à faible coût de main d'œuvre. Dernièrement, les concepts de personnalisation et de petites séries sont devenus des leviers de différenciation intéressants pour les entreprises du secteur textile - habillement. Cette nouvelle tendance a donné lieu à de nombreuses innovations technologiques et organisationnelles. Dans ce contexte, HUI et CHOI [2016]; VEIT [2012]; WONG et collab. [2013] montrent que les outils de simulation et d'intelligence artificielle s'avèrent particulièrement intéressants pour permettre une production flexible et réactive, et améliorer la prise de décision.

Ainsi, plusieurs de mes travaux ont été réalisés à partir de simulations à événements discrets couplées à des algorithmes génétiques, ou des simulations basées sur des systèmes multi-agents.

Pour répondre à cette tendance de personnalisation, la chaîne d'approvisionnement doit intégrer les besoins des consommateurs. L'offre de vêtements adaptées aux mensurations du client est une réponse essentielle à cette demande. La problématique de la taille des produits est un enjeu important pour les fabricants et distributeurs textiles. En effet, toute erreur de taille se traduit par des invendus et/ou des ventes perdues avec un impact direct sur le chiffre d'affaire et indirect sur l'image de la marque. Cette problématique est complexe car elle dépend de plusieurs facteurs : le nombre de tailles proposées, le système de gradation des patrons et les différentes morphologies existantes dans la population ciblée par le produit. La connaissance des morphologies et la définition de morphotypes sont essentielles pour construire un système de tailles performant. Dans ce domaine, les nouvelles technologies numériques notamment les bodyscanners 3D et les logiciels de conception par ordinateur en 3D ont ouvert de nouvelles opportunités. Ainsi, des travaux sur la classification de morphologies en 3D ont été menés afin d'extraire les morphotypes les plus significatifs dans une population donnée. Ces travaux s'appuient sur la définition d'un descripteur 3D spécifique et une classification non supervisée basée sur des réseaux de neurones de type cartes auto-adaptatives (SOM : self organizing map). A partir des morphotypes obtenus, un système de tailles peut être optimisé en fonction de différents critères tels que le nombre de tailles, le taux de couverture de la population ou le bien aller.

La chaîne d'approvisionnement et de production textile-habillement-distribution doit également faire face à des nouvelles problématiques sociales, économiques et écologiques. En effet, avec un marché très international, une production souvent délocalisée dans les pays avec des conditions de travail difficiles, des processus de fabrication reconnus comme très polluants, des phénomènes de mode qui poussent à la sur-consommation et à l'augmentation des déchets, le développement durable de l'industrie textile - habillement est un défi majeur des prochaines décennies. De nombreuses tendances émergent pour relever ces défis, comme par exemple les innovations technologiques qui rendent les processus de fabrication moins polluants et moins énergivores. Cependant des changements plus profonds sont nécessaires notamment en développant des nouveaux modèles économiques. Dans ce contexte, l'économie circulaire apporte des leviers intéressants pour le développement durable de l'industrie textile : le recyclage, les approvisionnements responsables, l'éco-conception, l'économie de la fonctionnalité, la consommation responsable et la durée de vie des produits. Ainsi, des travaux de recherche ont été menés sur différents niveaux :

- l'évaluation des impacts écologiques des nouveaux modèles économiques basés sur la fonctionnalité et la location des produits textiles,
- l'influence de l'augmentation de la durée de vie des produits textiles sur les impacts écologiques,
- la modélisation et l'optimisation de processus de production plus vertueux pour l'environnement, comme par exemple un nouveau système de délavage de jeans à base d'ozone.

La figure 1.1 présente de façon globale les thèmes de recherche, leur environnement et les outils utilisés dans mes travaux.

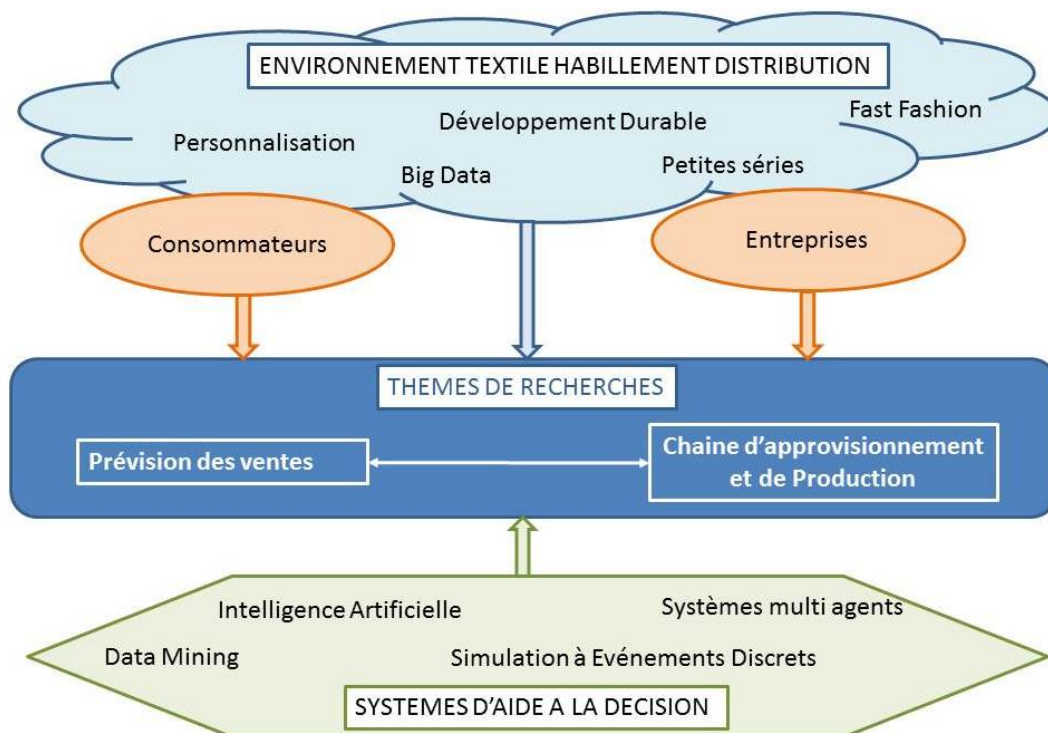


FIGURE 1.1 – Les thèmes de recherche, l'environnement et les outils

Mes activités d'enseignement ont également évolué depuis ma nomination comme Maître de Conférences en 2007 à l'École Nationale Supérieure des Arts et Industries Textiles (ENSAIT) afin d'accompagner au mieux les étudiants ingénieurs aux mutations industrielles et économiques. La forme de mes enseignements s'est également adaptée à l'environnement actuel notamment par l'emploi de pédagogies actives comme l'apprentissage par problème.

Les projets de fin d'études et stages sont très présents dans le cursus de formation de l'ENSAIT, et les encadrements de ces périodes en entreprise sont essentielles pour connaître les contraintes et les enjeux du monde industriel et économique. Ainsi, mes enseignements au sein de l'ENSAIT sont fortement corrélés avec les besoins des entreprises du secteur textile-habillement-distribution.

L'ensemble de ces activités sont décrites dans la suite de ce mémoire. Les chapitres 2 et 3 détaillent les deux thèmes de recherche. Les perspectives de ces thèmes de recherche sont présentées en chapitre 4. Mes activités pédagogiques sont développées en chapitre 5. Le chapitre 6 propose un curriculum vitae détaillé. Enfin, le chapitre 7 présente la conclusion générale de ce mémoire.

1.3 Références

- ASUR, S. et B. A. HUBERMAN. 2010, «Predicting the Future with Social Media», dans *2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, IEEE, ISBN 978-1-4244-8482-9, p. 492–499, doi :10.1109/WI-IAT.2010.63. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/5616710/>. 3
- BAHLMANN, C., G. HEIDEMANN et H. RITTER. 1999, «Artificial neural networks for automated quality control of textile seams», *Pattern Recognition*, vol. 32, n° 6, doi :10.1016/S0031-3203(98)00128-9, p. 1049–1060, ISSN 0031-3203. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320398001289>. 3
- BLAGA, M. et DOBREA DAN MARIUS. 2009, «Computer Vision Systems for Textiles Quality Control», dans *Proceedings of the 6th International Conference on Management of Technological Changes*. URL https://www.researchgate.net/publication/236645983_{_}Computer_{_}Vision_{_}Systems_{_}for_{_}Textiles_{_}Quality_{_}Control. 3
- BRAHMADEEP et S. THOMASSEY. 2016, «Intelligent demand forecasting systems for fast fashion», dans *Information Systems for the Fashion and Apparel Industry*, édité par Tsan-Ming Choi, Elsevier, ISBN 9780081005712, p. 145–161, doi :10.1016/B978-0-08-100571-2.00008-7. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780081005712000087>. 3
- CHOI, T.-M., C.-L. HUI et Y. YU. 2014, *Intelligent Fashion Forecasting Systems : Models and Applications*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, ISBN 978-3-642-39868-1, 194 p., doi :10.1007/978-3-642-39869-8. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-39869-8_{_}1. 3
- HUI, P. et T.-M. CHOI. 2016, «Using artificial neural networks to improve decision making in apparel supply chain systems», dans *Information Systems for the Fashion and Apparel Industry*, Woodhead Publishing, ISBN 9780081005712, p. 97–107, doi :10.1016/B978-0-08-100571-2.00005-1. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780081005712000051>. 3, 4
- KIM, A. J. 2012, «Do social media marketing activities enhance customer equity? An empirical study of luxury fashion brand», *Journal of Business Research*, vol. 65, n° 10, doi :10.1016/J.JBUSRES.2011.10.014, p. 1480–1486, ISSN 0148-2963. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296311003584>. 3
- LU, H., Y. CHEN et J. DU. 2013, «An Interactive System Based on Kansei Engineering to Support Clothing Design Process», *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, vol. 6, n° 24, p. 4531–4535. 3, 4
- MOK, P., J. XU, X. WANG, J. FAN, Y. KWOK et J. H. XIN. 2013, «An IGA-based design support system for realistic and practical fashion designs», *Computer-Aided Design*, vol. 45, n° 11, doi :10.1016/J.CAD.2013.06.014, p. 1442–1458, ISSN 0010-4485. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001044851300122X>. 3
- MOON, K. et E. NGAI. 2008, «The adoption of RFID in fashion retailing : a business value-added framework», *Industrial Management & Data Systems*, vol. 108, n° 5, doi :10.1108/02635570810876732, p. 596–612, ISSN 0263-5577. URL <https://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/02635570810876732>. 3
- NAYAK, R., A. SINGH, R. PADHYE et L. WANG. 2015, «RFID in textile and clothing manufacturing : technology and challenges», *Fashion and Textiles*, vol. 2, n° 1, doi :10.1186/s40691-015-0034-9, p. 9, ISSN 2198-0802. URL <http://link.springer.com/10.1186/s40691-015-0034-9>. 3

- THOMASSEY, S. et X. ZENG. 2018, *Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era*, Springer Singapore, ISBN 978-981-13-0079-0, doi :10.1007/978-981-13-0080-6. URL http://link.springer.com/10.1007/978-981-13-0080-6_{_}1. 3
- TU, Q. et L. DONG. 2010, «An Intelligent Personalized Fashion Recommendation System», dans *2010 International Conference on Communications, Circuits and Systems (ICCCAS)*, IEEE, ISBN 978-1-4244-8224-5, p. 479–485, doi:10.1109/ICCCAS.2010.5581949. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/5581949/>. 3, 4
- VEIT, D. 2012, *Simulation in textile technology : theory and applications*, Woodhead Pub, ISBN 9780857097088, 360 p.. 3, 4
- WANG, L., X. ZENG, L. KOEHL et Y. CHEN. 2014, «A Human Perception-Based Fashion Design Support System for Mass Customization», dans *Knowledge Engineering and Management. Advances in Intelligent Systems and Computing*, édité par F. Sun, T. Li et H. Li, Springer, Berlin, Heidelberg, p. 543–555, doi:10.1007/978-3-642-37832-4_49. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-37832-4_{_}49. 3
- WANG, L. C., X. Y. ZENG, L. KOEHL et Y. CHEN. 2015, «Intelligent Fashion Recommender System : Fuzzy Logic in Personalized Garment Design», *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, vol. 45, n° 1, doi :10.1109/THMS.2014.2364398, p. 95–109, ISSN 2168-2291. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/6963436/>. 3, 4
- WONG, W. K. W. K., Z. GUO et Y.-S. LEUNG. 2013, *Optimizing decision making in the apparel supply chain using artificial intelligence (AI) : from production to retail*, Woodhead Publishing Ltd, ISBN 9780857097842, 231 p.. 3, 4
- YU, X., S. GUO et X. HUANG. 2009, «Textile Enterprise Internal Process Simulation and Optimization», dans *2009 International Conference on E-Business and Information System Security*, IEEE, ISBN 978-1-4244-4589-9, p. 1–5, doi :10.1109/EBISS.2009.5138103. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/5138103/>. 3
- ZHU, Y., X. ZENG, L. KOEHL, T. LAGEAT, A. CHARBONNEAU et C. CHAIGNEAU. 2010, «A general methodology for analyzing fashion oriented textile products using sensory evaluation», *Food Quality and Preference*, vol. 21, n° 8, doi :10.1016/J.FOODQUAL.2010.07.014, p. 1068–1076, ISSN 0950-3293. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950329310001321>. 3

Chapitre 2

La prévision des ventes d'articles textiles

« Ne pas prévoir, c'est déjà gémir. »

Léonard de Vinci (1452-1519)

Sommaire

2.1 Introduction	10
2.2 Prévision des ventes pour le secteur du textile-habillement	12
2.2.1 Horizon de prévision	12
2.2.2 Hiérarchisation de données	13
2.2.3 Saisonnalité	13
2.2.4 Facteurs exogènes	14
2.3 Impacts des erreurs de prévision	15
2.4 Méthodes de prévision des ventes pour le secteur du textile-habillement	17
2.4.1 Méthodes usuelles	18
2.4.2 Méthodes avancées	18
2.5 Contribution au développement de modèles de prévision des ventes pour le secteur de la mode	22
2.5.1 Contribution à la prévision des ventes d'articles textiles sur un horizon long terme	23
2.5.2 Contribution à la prévision des ventes d'articles modes sur un horizon court terme	45
2.6 Contribution à l'analyse du comportement du consommateur pour la prévision des ventes dans le secteur de la mode	51
2.6.1 Analyse des données clients	51
2.6.2 Influence de la mode éthique et durable sur le comportement des consommateurs	54
2.6.3 Études sur la traçabilité des clients	56
2.7 Conclusion	60
2.8 Références	61

2.1 Introduction

L'industrie de l'habillement est composée de nombreuses entreprises depuis la production de fibres jusqu'à la distribution des vêtements (figure 2.1). La réalisation d'un vêtement nécessite un long et complexe processus avec des nombreuses étapes de fabrication.

A l'inverse de ce long processus de fabrication, la forte influence de la mode rend la durée de vie des vêtements très courte. Ce contraste est d'autant plus accentué que pour réduire les coûts, notamment de main d'œuvre, les sites de production sont souvent éloignés des lieux de consommation, ce qui ajoute des délais de transports et logistiques significatifs au temps de fabrication.

Cependant, le principal acteur de cette chaîne de production reste généralement le distributeur : il déclenche les commandes en amont de la chaîne et approvisionne les consommateurs.

Les différentes étapes de fabrication, de durées souvent longues et fluctuantes, impliquent généralement une gestion de type "flux poussés" afin de répondre aux demandes dictées par la mode. Cette gestion expose fortement la filière à l'effet "coup de fouet" ou "bullwhip" [ZHANG, 2004].

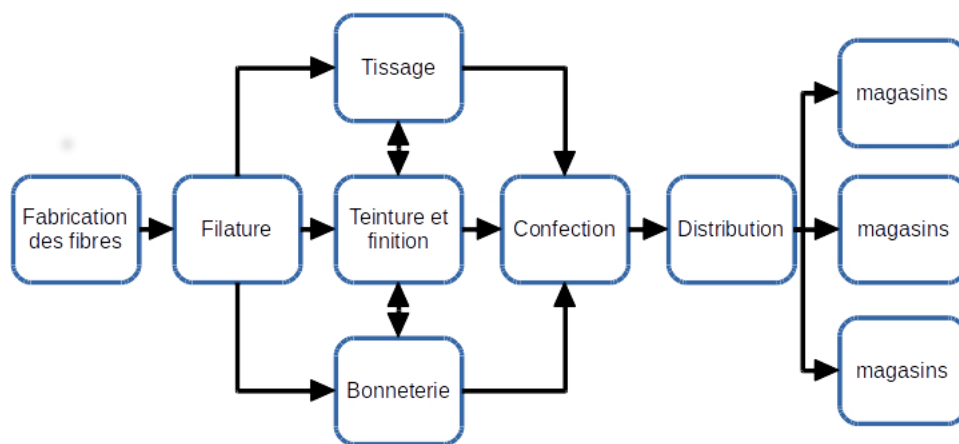


FIGURE 2.1 – La filière textile - habillement - distribution

Dans ce contexte, les prévisions de ventes deviennent essentielles pour gérer la chaîne d'approvisionnement [THOMASSEY, 2010; XIA et collab., 2012]. Cependant, les spécificités des ventes dans le secteur de l'habillement rendent les calculs des prévisions très complexes. En effet, les systèmes de prévision doivent prendre en compte les particularités du marché de la mode :

- la corrélation très marquée pour la majorité des produits avec les conditions météorologiques rend les ventes à la fois très saisonnières et très fluctuantes. La périodicité des saisons donnent une évolution générale mais les aléas climatiques génèrent des fluctuations parfois significatives,
- les ventes de produits textiles sont fortement soumises à de nombreux facteurs exogènes tels que les actions promotionnelles, les variables économiques, ...,
- les phénomènes de mode rendent les ventes très volatiles [ŞEN, 2008]. Le style du produit doit être renouvelé à chaque collection afin de correspondre aux attentes des consommateurs. Les collections sont également de plus en plus fréquentes,
- le nombre de références (Stock Keeping Unit, SKU) est très important. En effet, les articles sont déclinés en de nombreuses couleurs et tailles afin de répondre aux tendances de la mode et de s'adapter aux diverses morphologies des clients.

Les délais incompressibles de fabrication et de transports nécessitent également d'élaborer des prévisions à des horizons longs et donc plus incertains. Toutes ces contraintes rendent la prévision dans le domaine de l'habillement très complexes et spécifiques. Par conséquent, la mise en œuvre d'un système de prévision nécessite non seulement de solides compétences dans le domaine de la prévision, mais aussi des connaissances larges et précises de l'industrie du textile/habillement et de sa chaîne d'approvisionnement. Pour ces raisons, cette thématique passionnante a donné lieu à de nombreux travaux depuis plusieurs décennies [HAMMOND, 1990;

THOMASSEY, 2014; XIA et collab., 2012].

La définition de modèles de prévision adaptés aux contraintes du marché de l'habillement est essentielle. Les dernières avancées technologiques (accès aux données massives, intelligence artificielle, ...) permettent d'envisager le développement de systèmes de plus en plus performants. Cependant, le marché de l'habillement est très complexe et il serait incomplet de limiter la conception d'un système de prévision pour l'habillement à l'élaboration de modèles de prévision. En effet, le consommateur est l'acteur majeur des fluctuations des ventes. Ainsi, l'analyse du comportement du consommateur constitue une source d'informations très intéressantes pour la conception d'un système global de prévision des ventes pour le marché de habillement. Le schéma général du système proposé dans mes travaux est présenté en figure 2.2.

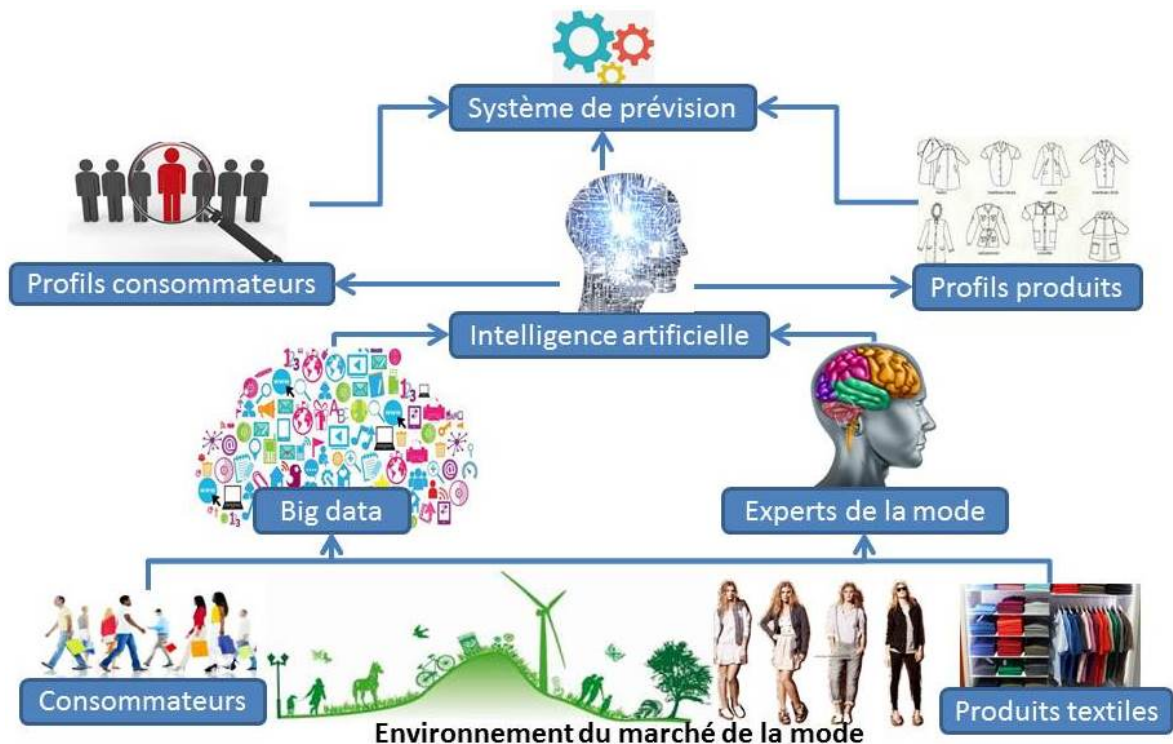


FIGURE 2.2 – Schéma général du système de prévision de ventes pour l'habillement

Les contributions décrites dans cette section visent à apporter les différentes briques pour construire ce système.

La section 2.2 expose les principales caractéristiques de l'industrie du textile-habillement et plus particulièrement les besoins spécifiques en terme de prévision de ventes. Ces caractéristiques sont essentielles afin de construire un système de prévision exploitable et efficace.

La section 2.3 vise à évaluer les impacts des erreurs de prévisions des ventes sur la chaîne d'approvisionnement. Une étude bibliographique de simulations d'approvisionnement couplées à des systèmes de prévision permet de démontrer les bénéfices réels d'une réduction des erreurs de prévision.

La section 2.4 étudie les méthodes mises en œuvre dans les entreprises pour répondre aux contraintes du domaine textile-habillement. Des techniques de calcul avancé des prévisions sont ensuite envisagés afin de réaliser des prévisions plus précises et fiables.

Les sections 2.5 et 2.6 présentent mes contributions à cette thématique sur deux niveaux : les modèles de prévision de ventes et l'analyse du comportement du consommateur pour la prévision des ventes.

Enfin, la conclusion de ce chapitre est donnée en section 2.7.

2.2 Prévision des ventes pour le secteur du textile-habillement

Dans le textile-habillement et plus particulièrement dans l'industrie de la mode, il est communément établi que la demande du consommateur est très fluctuante [CHOI, 2007; ŞEN, 2008]. En effet, le consommateur peut être considéré comme très infidèle dans la mesure où les principaux déclencheurs de l'achat sont le style et le prix de vente du produit. La disponibilité immédiate du produit en boutique ou en ligne est également un impératif pour la vente d'un article textile. Face à ces constats, les enseignes essaient de réduire leurs coûts de production tout en conservant un taux de service élevé. Ainsi, la majorité des processus décrits en figure 2.1 est effectuée dans des pays lointains et à faible coût de main œuvre nécessitant d'adopter une gestion de type "flux poussés". Cette stratégie couplée aux contraintes des approvisionnements "grand import" conduit généralement à une augmentation des délais d'approvisionnement et de la taille minimale de commande. Par conséquent, la gestion de la chaîne d'approvisionnement doit être optimisée de façon à éviter les retards, les ruptures, les invendus et conserver le niveau de stock requis. Ainsi, de nombreux outils de "supply chain management" permettent aux entreprises de gérer, planifier, synchroniser leur flux de matières et d'informations. La plupart de ces outils peut être adaptée aux contraintes du secteur du textile-habillement mais leurs performances dépendent principalement de la précision et la fiabilité des prévisions des ventes. Afin de produire une prévision des ventes adaptée à la gestion de la chaîne d'approvisionnement, il est primordial de connaître parfaitement le produit, les processus et comment le distributeur en aval de la chaîne utilise ces prévisions [ARMSTRONG, 2001]. Les sections suivantes décrivent les principales caractéristiques qui doivent être prises en compte pour la conception du système de prévision des ventes dans le secteur du textile-habillement.

2.2.1 Horizon de prévision

L'horizon de prévision est un des paramètres les plus importants dans un système de prévision des ventes. Il est en effet trivial qu'un horizon de prévision long permet de mieux anticiper les événements, mais augmente également le risque d'erreur. Ainsi, il est crucial de bien définir l'horizon nécessaire.

Avec une stratégie d'approvisionnement de type "flux poussés" généralement employée par les distributeurs, de nombreuses décisions sont basées sur les prévisions : les commandes, les ré-approvisionnements, les implantations de stocks,... Toutes ces décisions doivent être anticipées suffisamment en avance compte tenu des différents délais souvent incompressibles de production, de transports, de contrôle qualité,...

Généralement, le processus décisionnel dans les entreprises du secteur textile - habillement s'appuie sur la définition des budgets alloués aux collections et/ou aux achats. Lorsque les stylistes ont sélectionnés les articles qui constitueront la collection, un savant mélange des budgets et des prévisions permet aux gestionnaires de lancer les achats puis la production [WONG et GUO, 2010]. Par ailleurs, la gestion des approvisionnements d'articles textiles est généralement basée sur les 3 étapes suivantes :

1. une première commande en amont de la saison de vente permet d'atteindre le niveau de stock requis dans les entrepôts et d'approvisionner les magasins,
2. un ou plusieurs ré-approvisionnements de ou des entrepôts viennent ensuite compléter les stocks des certains articles au cours de la saison,
3. des ré-approvisionnements très fréquents des magasins permettent de maintenir un stock minimum au cours de la saison dans les espaces de ventes réduits.

En considérant le planning des processus de création/production/distribution des articles textiles, illustré pour un article automne hiver en figure 2.3, cette stratégie d'approvisionnement requiert deux horizons de prévision :

1. un horizon dit "long terme", c'est à dire de l'ordre d'une collection à l'avance, afin de planifier la production et les premiers approvisionnements,

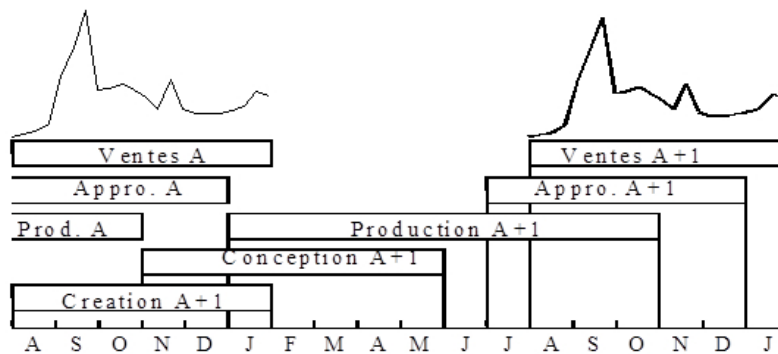


FIGURE 2.3 – Exemple d'un planning de la collection automne-hiver [THOMASSEY, 2002]

2. un horizon dit "court terme", c'est à dire de l'ordre de quelques semaines, afin de déclencher les éventuels ré-approvisionnements et de réajuster les commandes et les livraisons entre les entrepôts et les magasins.

Par conséquent, un système de prévision complet doit générer des prévisions à deux horizons différents selon les objectifs visés. Les méthodes et techniques employées seront évidemment adaptées à l'horizon de prévision.

2.2.2 Hiérarchisation de données

Pour le secteur textile-habillement-distribution, la variété de produits est une contrainte lourde. En effet, les tendances de mode génèrent de nombreuses variantes de styles et de couleurs. Combinée avec les déclinaisons par tailles, la variété de produits devient énorme [VAAGEN et WALLACE, 2008; ŞEN, 2008] et rend la gestion des stocks au niveau SKU (Stock Keeping Unit) très complexe. En terme de prévision des ventes, cette variété, les durées de vie courtes et le renouvellement des références à chaque collection, obligent les entreprises à utiliser des données agrégées. Le principal problème est alors de sélectionner les bons niveaux et critères d'agrégation.

Dans ce but, les méthodes de classification non supervisée basées sur des données qualitatives ou quantitatives, peuvent être mises en œuvre (cf section 2.4.2.2) mais les entreprises préfèrent généralement agréger leur données de façon hiérarchique en fonction de la topologie de leur produits ou de la structure commerciale de leur entreprise (figure 2.4).

Le niveau d'agrégation minimal requis pour les prévisions de type séries temporelles est le niveau qui permet d'extraire plusieurs années d'historiques (niveau famille dans la figure 2.4). Pour les niveaux inférieurs, les références sont éphémères et aucun historique de vente n'est disponible. Par conséquent, d'autres techniques basées sur le data mining et la classification, doivent être mises en œuvre (section 2.4.2.2).

2.2.3 Saisonnalité

La saisonnalité est une caractéristique très importante qui doit être prise en compte dans toutes les études de séries temporelles telles que les prévision de ventes. L'analyse de la saisonnalité donne lieu à des nombreux travaux présents dans la littérature [CHATFIELD, 2004; FRANCES, 1996; HYLLEBERG, 1992].

Dans le secteur textile - habillement - distribution, certains articles, de part leur nature, sont très sensibles aux caractéristiques saisonnières, tels que les pull-overs, les maillots de bain,... d'autres articles ne possède pas ou peu d'aspect saisonnier comme les sous vêtements par exemple. La figure 2.5 représente les ventes de deux articles aux comportements très différents vis à vis de la saisonnalité :

- les ventes de caleçons (figure 2.5a) ne sont pas sensibles aux variations saisonnières. Leurs ventes ne montrent aucun comportement périodique clair,

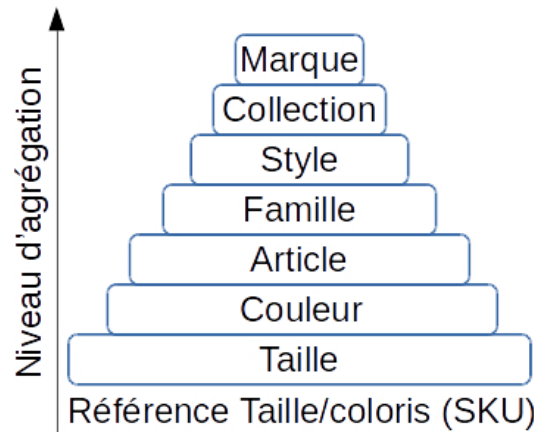


FIGURE 2.4 – Exemple de classification commerciale des produits textiles

- les ventes de T-shirts manches courtes (figure 2.5b) sont des produits vendus toute l'année mais avec une saisonnalité très marquée. Les quantités vendues sont clairement plus élevées lors de la saison chaude chaque année.

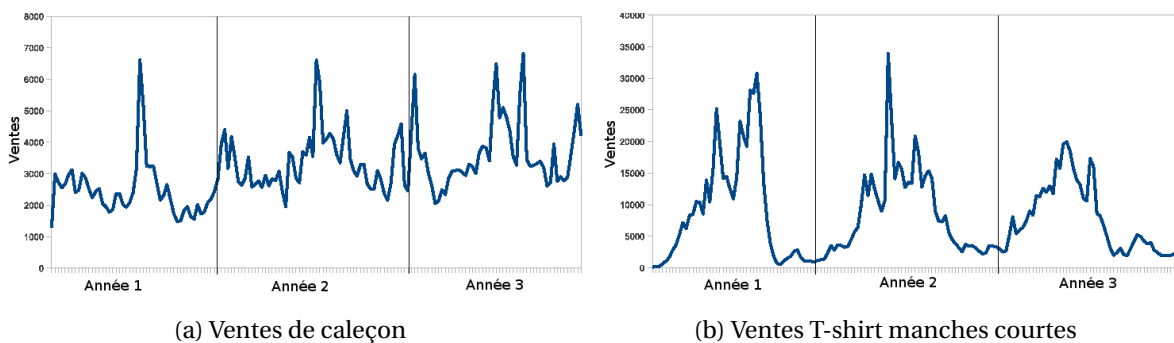


FIGURE 2.5 – Exemple de différents comportements saisonniers

2.2.4 Facteurs exogènes

Le marché du textile - habillement est fortement influencé par de nombreux facteurs qui rendent les ventes très fluctuantes. Ces facteurs, appelés également variables explicatives, ne sont parfois pas contrôlés ni même connus. Certains d'entre eux génèrent une augmentation de la décision d'achat, d'autres modifient le trafic en magasin [LITTLE, 1998]. Par conséquent, il est souvent difficile d'identifier et de quantifier exactement leur impact sur les ventes [DE TONI et MENEGHETTI, 2000].

En effet, certains de ces facteurs exogènes engendrent des fluctuations ponctuelles sans affecter significativement le volume global des ventes, par exemple une réduction temporaire de prix provoque des pics de ventes comme illustrés dans la figure 2.6 ; d'autres facteurs affectent plus globalement les ventes tels que les données macro-économiques ou la stratégie de distribution. Par exemple, les ventes de l'année 3 de la figure 2.6 montrent une baisse inattendue qui pourrait être expliquée à partir de tels facteurs.

De ce fait, les prévisionnistes doivent garder à l'esprit en établissant leur système de prévision que [THOMASSEY, 2010] :

- les variables explicatives sont essentielles pour modéliser les ventes de vêtements et, dans la mesure du possible, les plus significatives doivent être intégrées dans le calcul de la prévision,
- ces variables sont nombreuses et variées et il est impossible d'établir une liste exhaustive,

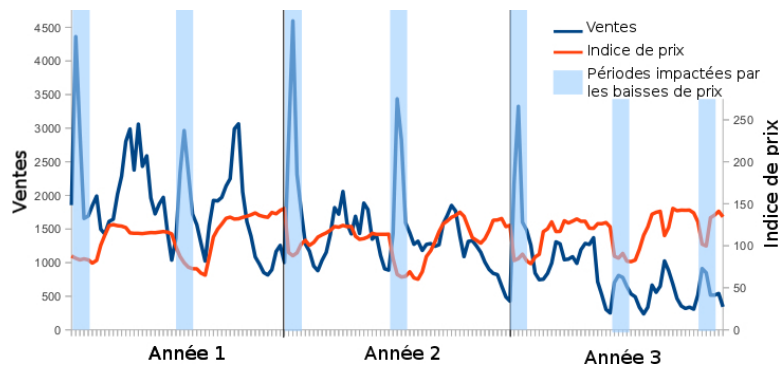


FIGURE 2.6 – Exemple d'impacts des variations de prix sur les ventes

- l'impact de chacune de ces variables est difficile à estimer et est variable dans le temps,
- ces variables peuvent être corrélées entre elles. Cela complique significativement la compréhension et la modélisation de leurs impacts sur les ventes,
- certaines variables ne sont pas disponibles (tel que par exemple les données des concurrents) ou prévisibles (données météorologiques) et par conséquent ne peuvent pas être utilisées pour les prévisions de ventes.

2.3 Impacts des erreurs de prévision

Les impacts de la précision des prévisions de ventes sur les coûts, les niveaux de stocks, les taux de service client et plus généralement les performances de la chaîne d'approvisionnement sont difficiles à comprendre et à quantifier [MOHAMMAD M. ALI et SYNTETOS, 2012; SYNTETOS et collab., 2009]. Dans la littérature, de nombreux travaux s'appuient sur des simulations plus ou moins complexes de la chaîne d'approvisionnement ou d'un échelon de cette chaîne d'approvisionnement avec différents scénarios.

En général, il apparaît que pour la plupart des entreprises, basées sur une stratégie de type flux poussés, les prévisions de ventes est un facteur important pour la gestion de la chaîne d'approvisionnement. En effet, de nombreuses recherches ont démontré qu'une réduction des erreurs de prévision conduit à de meilleures performances de la chaîne d'approvisionnement [BAYRAKTAR et collab., 2008; FILDES et KINGSMAN, 2011; SAEED, 2008; ZHAO et collab., 2002].

Dans HILL et collab. [2012], les auteurs étudient sept chaînes d'approvisionnement dans différents secteurs industriels et concluent qu'un modèle de prévision approprié permet de stabiliser la chaîne d'approvisionnement en particulier dans le cas de produits sensibles aux variations de prix.

Dans BABAI et collab. [2013], une analyse empirique des ventes de plus de 300 références dans un hypermarché, démontre clairement la relation entre les erreurs de prévision et les niveaux et coûts de stocks.

FILDES et KINGSMAN [2011] simulent une méthode MRP (Material Requirement Planning) pour comprendre et quantifier l'effet des prévisions sur différents indicateurs tels que les coûts, le niveau des stocks, le taux de service, ... Ils montrent que la réduction des erreurs de prévision génère de meilleures bénéfices qu'une optimisation de la gestion des stocks. Ils montrent également qu'une mauvaise mise en oeuvre des méthodes de prévision augmente significativement les coûts. De façon identique, ACAR et GARDNER [2012] étudie la relation entre les prévisions et les performances opérationnelles dans la chaîne d'approvisionnement dans l'industrie chimique. Ils prouvent que le choix de la méthode de prévision impacte fortement le taux de service à la clientèle et les coûts.

Le partage de l'information, et plus particulièrement le partage des données de prévision, influence également fortement la gestion de la chaîne d'approvisionnement [AGRAWAL et collab.,

2009; BYRNE et HEAVEY, 2006; LEE et collab., 2000; ZHAO et XIE, 2002]. Dans ZHU et collab. [2011], une simulation est réalisée sur un échelon de chaîne d'approvisionnement composé d'un fabricant (fournisseur) et un distributeur (client). Différents scénarios sont étudiés en fonction des informations partagées et de la précision des prévisions. Ils concluent que, même si le fabricant obtient le même niveau de précision des prévisions que le détaillant, le fabricant préfère toujours partager la prévision de la demande du distributeur, au lieu de prévoir lui-même les commandes du distributeur. Ainsi, l'effort de prévision doit être fait en aval de la chaîne d'approvisionnement, soit aussi proche que possible de la demande des utilisateurs finaux.

Certaines études se portent sur le cas de l'industrie de la mode avec les contraintes définies dans la section 2.2 (délai d'approvisionnement long, durée de vie des articles courte, etc ...). Il en résulte généralement que la précision des prévisions est un facteur crucial pour le succès de la gestion de la chaîne d'approvisionnement en particulier pour les produits mode [MATTILA et collab., 2002]. Les avantages de la mise en œuvre des techniques avancées de prévision peuvent être évalués à différents niveaux :

- l'atténuation de l'effet bullwhip [SO et ZHENG, 2003; ZHANG, 2004] sans réorganisation majeure de la supply chain [CHANDRA et GRABIS, 2005].
- la possibilité pour le fournisseur de lisser sa production, d'optimiser ses ressources humaines et matérielles, de réduire ses coûts, et d'optimiser la stratégie d'approvisionnement du distributeur [ZHAO et collab., 2001].
- la réduction des invendus et des soldes, et par conséquent, l'augmentation des marges [MATTILA et collab., 2002].

Lors de mes travaux décrits dans THOMASSEY [2010], une simulation du processus d'approvisionnement d'un distributeur et d'un fabricant est réalisée afin de quantifier l'impact de la précision des prévisions sur la chaîne d'approvisionnement des vêtements. Cette simulation prend en compte toutes les contraintes décrites dans la section 2.2 et est mise en œuvre sur des données réelles de 20 articles textiles. La stratégie d'approvisionnement, y compris la taille minimum des réapprovisionnements, les seuils de réapprovisionnement, ... est basée sur une méthode Quick Response [ALZUBAIDI et TYLER, 2004].

La simulation intègre des prévisions de ventes au niveau SKU avec un horizon à long terme (une saison entière). Ce type de prévisions est utilisé pour organiser l'ensemble des achats, des approvisionnements des entrepôts et des réapprovisionnements des magasins avant et pendant le saison. Ces prévisions sont partagées avec le fabricant.

Différents scénarios de prévision sont considérés :

1. un scénario appelé "data mining based forecast" qui utilise un système de prévision de ventes basé sur des techniques de data mining développé dans THOMASSEY et FIORDALISO [2006] et décrit en section 2.5.1.1. Ce système génère les meilleures les prévisions parmi les modèles considérés.
2. un scénario appelé "profil moyen" où les prévisions sont les moyennes des profils de ventes des articles historiques d'une même famille. Cette méthode peut être considérée comme la méthode de base utilisée dans de nombreuses entreprises.
3. un scénario appelé "profil constant" où la prévision est la moyenne hebdomadaire des ventes de la saison passée. Ce modèle peut être considéré comme le modèle "naïf".

L'analyse quantitative des résultats montre que le scénario 1, qui est basé sur le système de prévision le plus développé, permet une réduction significative du niveau de stock à la fois du distributeur (entre 11.5% et 18%) et du fabricant (autour de 11%), une réduction des ventes perdues en magasin (entre 4,5% et 11%) et une augmentation du chiffre d'affaire entre 8% et 14% (voir [THOMASSEY, 2010] pour plus de détails)

Ces simulations montrent également que le phénomène d'effet bullwhip commence à apparaître sur une chaîne d'approvisionnement de seulement deux échelons. Cet effet serait évidemment amplifié sur une filière complète. Enfin, il est clair que l'amélioration de la précision des prévisions de ventes est un des leviers importants pour atténuer l'effet bullwhip.

2.4 Méthodes de prévision des ventes pour le secteur du textile-habillement

Compte tenu des éléments décrits dans la section 2.2, il apparaît que le secteur de la mode nécessite différents modèles de prévision. Il est possible d'identifier trois modèles de prévision bien distincts en fonction des besoins des entreprises et des données disponibles lors de la réalisation de la prévision (figure 2.7).

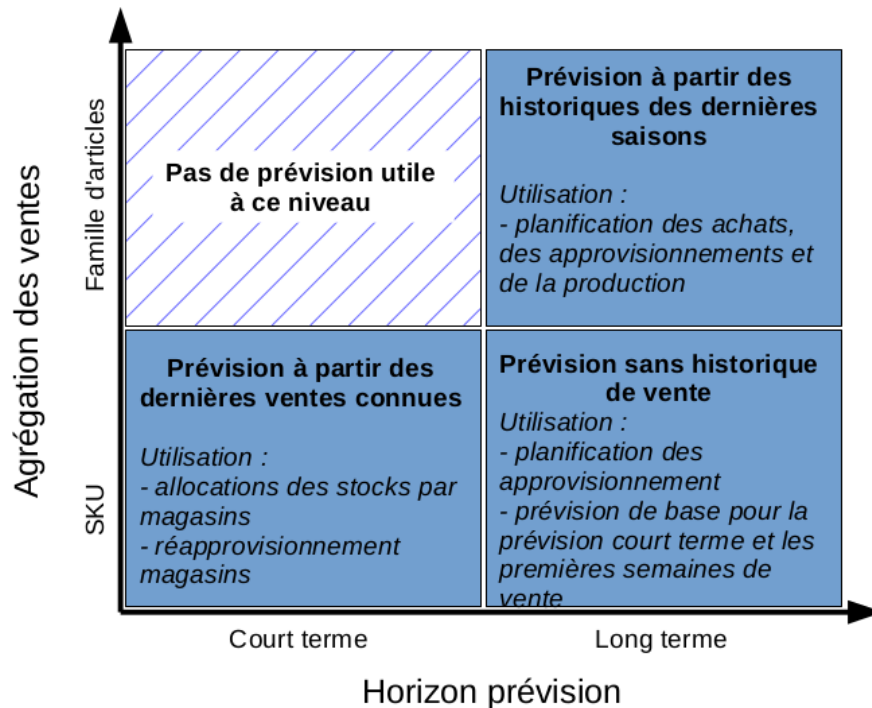


FIGURE 2.7 – Les différents modèles de prévision en fonction de l'agrégation des ventes et de l'horizon de prévision

Les méthodes de prévision de séries temporelles sont probablement les techniques les plus utilisées pour la prévision des ventes [CHU et ZHANG, 2003]. Parmi ces techniques, on retrouve des modèles statistiques bien connus tels que : le lissage exponentiel [BROWN, 2004], le modèle de Holt Winters [WINTERS, 1960], les modèles de régression [PAPALEXOPOULOS et HESTERBERG, 1990] ou encore les modèles de type SARIMA et le modèle de Box & Jenkins [BOX et collab., 2015]. Ces différents modèles ont obtenu des résultats satisfaisants dans divers secteurs [KUO et XUE, 1999]. Cependant, leur succès dépend fortement du domaine d'application, de l'objectif de prévision (notamment de l'horizon) ou encore de l'expérience de l'utilisateur [ARMSTRONG, 2001]. Ainsi pour les raisons détaillées dans la section 2.2, ces méthodes sont difficiles à mettre en œuvre dans le secteur de la mode, notamment parce que les modèles de séries temporelles requièrent généralement des historiques de ventes de grande taille, sont limités par leur structure linéaire pour les modèles simples ou nécessitent une optimisation complexe des paramètres pour les modèles non-linéaires.

De nombreux logiciels de prévision s'appuient sur ces méthodes statistiques et sélectionnent automatiquement le modèle le plus approprié selon les données considérées. Ainsi, les modèles de Holt Winters, ARIMA, Box & Jenkins ... sont inclus dans divers logiciels tels que *Autobox* d'AFS, *Forecast Pro* de BFS, *SmartForecasts* de SmartSoftware,... Plus récemment des logiciels tels que *SPSS Neural Networks* d'IBM ou *Forecaster* d'Alyuda, utilisent des techniques de calcul avancé comme les réseaux de neurones. Les éditeurs de logiciels intègrent également souvent des moteurs de prévision dans les ERP, comme par exemple : *Aperia Forecaster* d'Aperia, *SAP Demand planning* de SAP, *TXT-Integrated Retail planning* de TXT Group,... Quelques entreprises proposent également des systèmes spécifiques au secteur de la mode : *Forecast Management* de Demand Solutions, *Optimate* de SEI. Ces logiciels ont une approche métier plus poussée et intègrent des solutions qui

permettent la gestion des tailles et des couleurs ou les spécificités des différents point de ventes. Enfin, ces dernières années sont apparus différents acteurs exploitant les opportunités offertes par les "big data" telles que "Edited", "Heuritech" ou "Evo Pricing". Ces entreprises mettent en œuvre les dernières avancées en terme d'intelligence artificielle pour proposer des nouveaux outils aux entreprises de la mode.

2.4.1 Méthodes usuelles

Bien que les logiciels commerciaux intègrent de plus en plus des méthodes de calcul avancé et d'intelligence artificielle, ces techniques restent peu utilisées dans l'industrie de la mode et la distribution. Le secteur de la mode étant constitué de majoritairement de PME, la problématique de coûts est une raison de ce rejet mais pas seulement. En effet, afin d'obtenir un traitement optimisé, la mise en œuvre de tels systèmes sur des bases de données de grandes tailles peut être très fastidieux. La cause principale est peut être que les utilisateurs veulent et ont besoin de garder le contrôle de leur prévision. En effet, aucune entreprise ne souhaite laisser un logiciel établir l'entière responsabilité de ses prévisions. Ceci est d'autant plus vrai que le cœur de métier des entreprises de mode est basé sur la créativité de l'esprit humain. En fait, les systèmes de prévision automatique, lorsqu'ils sont présents dans une entreprise, sont généralement utilisés pour donner une prévision de référence qui sera plus ou moins amendée par le gestionnaire.

Compte tenu des contraintes décrites en section 2.2 et pour des raisons de facilité de mise en œuvre et de contrôle, les entreprises ont souvent recours au développement de leur propre système de prévision de ventes. Ces systèmes "maison" sont généralement basés sur des expériences fortes et fournissent des prévisions souvent acceptables. En effet, chaque entreprise utilise ses propres savoir faire pour réaliser un modèle de prévision qui s'adapte aux autres fonctions de l'entreprise (achat, approvisionnement, production,...).

Le principe général de tels systèmes consiste à définir une prévision de base, issue d'un logiciel de prévision ou plus simplement des ventes de l'année précédente ou des connaissances de l'opérateur. Les utilisateurs modifient ensuite cette prévision de base selon les variables exogènes considérées, leurs connaissances et expériences. Par exemples, les courbes de ventes peuvent être ajustées lorsqu'une baisse de prix est planifiée à l'avance ou en fonction de la confiance du gestionnaire pour tel ou tel produit. Le résultat peut s'avérer très satisfaisant puisqu'il intègre à la fois les informations contenues dans la prévision de base et les connaissances spécifiques de l'utilisateur. Cependant, cette méthode a plusieurs inconvénients :

- Le nombre de paramètres pris en compte doit être limité sinon l'analyse devient très complexe pour l'utilisateur.
- Ce travail peut s'avérer très fastidieux, notamment lorsque le nombre de références est grand.
- Les résultats sont variables en fonction des compétences de l'utilisateur.

Pour ces raisons, les utilisateurs ont besoin de s'appuyer sur des méthodes de calcul avancé pour améliorer la précision de prévisions. Différentes techniques sont introduites dans la section suivante puis complétées par mes contributions en sections 2.5 et 2.6.

2.4.2 Méthodes avancées

Le premier paramètre à prendre en compte lors de la conception d'un système de prévision des ventes est la disponibilité des ventes historiques. Comme indiqué en section 2.2.2 et sur la figure 2.7, les prévisions pour l'industrie et la distribution de produits modes doivent être effectuées à au moins deux niveaux différents d'agrégation de données :

- le niveau "famille d'articles" composé de produits d'une même catégorie commerciale (par exemples : T-shirts, pantalon,...) pour lequel des données de ventes historiques sont généralement disponibles. Ce niveau de données est utile afin de planifier les achats, de réserver les capacités de production et d'approvisionnement à long terme (un saison à l'avance).

- le niveau "article-taille-coloris" ou SKU (Stock Keeping Unit) pour lequel les historiques de ventes ne sont généralement pas disponibles sauf pour les éventuels articles reconduits à l'identique d'une saison à l'autre. Ce niveau de prévision est requis pour réaliser les achats, planifier les approvisionnements à long terme, et effectuer les implantations par magasin (prévision à long terme), réapprovisionner et allouer les stocks dans les différents points de ventes à court terme (de quelques jours à quelques semaines).

Ainsi, deux problématiques bien distinctes se dégagent :

1. la prévision des ventes à partir d'historiques de ventes,
2. la prévision des ventes sans historique de ventes.

2.4.2.1 Prévision de ventes avec historiques de ventes

Lorsque des historiques de ventes sont disponibles, l'objectif du système de prévision est d'extraire le maximum d'information de ces données. Si ces données concernent des produits modes, ces informations sont la tendance, la saisonnalité et les impacts des facteurs exogènes. Ces derniers sont souvent difficiles à modéliser et à contrôler (section 2.2.4) et nécessitent des techniques de calcul avancé.

Parmi les techniques existantes, les réseaux de neurones sont probablement les plus fréquemment utilisés pour la prévision des ventes, en particulier pour les prévisions à court terme où l'objectif principal du système est de pouvoir réagir correctement aux dernières ventes connues [YOO et PIMMEL, 1999].

Les réseaux de neurones sont d'autant plus efficaces lorsque qu'un pré-traitement des ventes est effectué notamment pour mieux intégrer les phénomènes saisonniers [WONG et GUO, 2010].

Parmi les différents types de réseaux de neurones, les réseaux de type "extreme learning machine" (ELM) sont largement utilisés dans la littérature pour les systèmes de prévision de ventes [GUANG-BIN HUANG et collab., 2004; ZHU et collab., 2005] et particulièrement dans le secteur de la mode [CHEN et OU, 2011; CHOI et collab., 2014; SUN et collab., 2008; WONG et GUO, 2010; XIA et collab., 2012]. En effet, les ELM montrent des aptitudes de généralisation et de vitesse d'apprentissage intéressantes face aux algorithmes de rétro-propagation du gradient utilisés dans les réseaux de neurones traditionnels [WONG et GUO, 2010].

Dans SUN et collab. [2008], un réseau de neurones de type ELM est développé pour la prévision des ventes d'articles de mode sur un horizon à court terme. Le modèle proposé permet de quantifier les relations entre les quantités vendues et les attributs les plus pertinents tels que les couleurs, les tailles et le prix.

Dans WONG et GUO [2010], les auteurs décrivent un système de prévision des ventes pour la distribution textile sur des données annuelles ou mensuelles pour un horizon à long terme par catégories d'articles. La méthode proposée est basée sur un modèle hybride comprenant un module de pré-traitement des données et un moteur de prévision utilisant un réseau de neurones de type ELM.

Dans XIA et collab. [2012], un système hybride basé sur un ELM est spécifiquement conçu pour éviter les problèmes de sur-apprentissage. Les résultats obtenus sur des ventes mensuelles d'articles de mode sont satisfaisants mais l'horizon de prévision est de seulement une unité de temps (un mois).

Dans CHEN et OU [2011], une autre méthodologie basée sur des réseaux de neurones est proposée : un modèle de prévision hybride associe un modèle de Gray et un ELM. Les résultats obtenus sur les données expérimentales montrent que le système est capable de sélectionner les facteurs influençant les ventes les plus pertinents, d'apprendre plus rapidement et d'améliorer les prévisions en comparaison avec d'autres réseaux de neurones basés sur la rétro propagation du gradient.

Ainsi, de nombreux exemples dans la littérature montrent l'efficacité des ELM pour la prévision des ventes dans le secteur de la mode. Cependant, comme les méthodes de rétro propagation, ces techniques restent sensiblement aux problèmes de sur et sous apprentissage particulièrement lors de leur mise en œuvre dans le secteur de la mode où les historiques de ventes restent limités

et les ventes très fluctuantes. Ce facteur doit être la principale préoccupation lors du déploiement de telles techniques sur les ventes d'articles textiles.

D'autres techniques de calcul avancé ont également été appliquées avec succès pour la prévision des ventes dans le secteur de la mode, notamment les techniques issues du soft computing. La logique floue et les systèmes d'inférence flou (Fuzzy Inference System, FIS) sont généralement utilisés pour modéliser les données et les connaissances incertaines, non linéaires, fluctuantes et incomplètes [ZADEH et A., 1994]. Ainsi, les FIS sont souvent utilisés pour modéliser les relations complexes entre les données, telles que par exemple l'influence des facteurs exogènes sur les ventes [KUO, 2001].

Un tel système a été développé sur des données de ventes réelles d'articles textiles lors de ma thèse de doctorat [THOMASSEY, 2002] et dans THOMASSEY et collab. [2005b]. Dans un premier temps, le FIS sert à quantifier et extraire l'influence des facteurs exogènes des historiques de ventes. A partir de ces historiques modifiés, un modèle de prévision statistique basé sur la saisonnalité et la tendance peut alors être utilisé pour prévoir les ventes de la saison future. L'influence des facteurs exogènes connus sur la saison future (promotions, périodes de vacances,...) est alors calculée par le FIS et ajoutée à la prévision initiale. Les règles d'inférence et les paramètres du FIS sont extraits et optimisés avec un algorithme génétique à partir de la base de données historiques.

En comparaison avec les traditionnels systèmes de prévisions basés sur les techniques de séries temporelles, le système proposé améliore la prévision des prévisions de ventes de familles d'articles sur un horizon à long terme de façon significative. Cela confirme que la prise en compte de variables exogènes est essentielle pour la prévision de ventes dans le secteur de la mode.

L'analyse plus approfondie des effets des baisses de prix, promotions ou autres offres commerciales est également essentielle pour la prévision des ventes. Les articles de mode sont généralement très sensibles aux variations de prix. Les gestionnaires ont pour habitude d'utiliser le prix de vente comme levier pour contrôler les ventes pendant la saison et ainsi limiter les invendus de fin de saison. Un outil d'aide à la décision intégrant un système de prévision performant peut aider les entreprises à contrôler plus précisément les ventes et les profits à partir du prix de vente. Un tel outil nécessite cependant une parfaite modélisation des relations entre les ventes et le prix pour chaque article.

De nombreuses études portent sur l'influence du prix sur les ventes dans différents domaines d'application [ABRAHAM et LODISH, 1987; BLATTBERG et LEVIN, 1987; DIVAKAR et collab., 2005; DUBÉ, 2004; NAIK et collab., 2005; NAIR et collab., 2005].

Dans RAMANATHAN et MUYLDERMANS [2010], un modèle d'équation structurel [HAIR, 2010] est mis au point pour comprendre comment différents facteurs, tels que les promotions, affectent les ventes. La méthode proposée est développée pour les ventes hebdomadaire d'une entreprise de boissons gazeuses.

Dans ARCELUS et collab. [2008], une simulation d'une supply chain de deux échelons d'un produit sensible aux variations prix est réalisée. Cette simulation a pour objectif d'étudier l'impact des baisses de prix sur les profits du fabricant et du distributeur. Il est démontré que les relations entre le prix et les profits réels des acteurs de la supply chain sont très complexes et nécessitent des analyses approfondies.

Dans DEMIRIZ [2018] (chapitre de l'ouvrage THOMASSEY et ZENG [2018]), l'auteur propose un système de prévision de la demande hebdomadaire intégrant les effets de variation de prix. Ce système s'appuie sur des régressions linéaires qui sont basées sur une classification spécifique des articles. Ce modèle de "pricing dynamique" multi articles obtient de meilleurs résultats que le modèle standard de pricing.

Pour conclure, les techniques de calcul avancé telles que les ELM ou les FIS sont des techniques intéressantes pour les prévisions des ventes et surclassent généralement les méthodes de type séries temporelles ou les traditionnels réseaux de neurones type retro propagation. Ces systèmes

permettent de mieux prévoir les ventes sur des données agrégées, typiquement par famille d'articles. Cependant, les enjeux principaux en terme de prévision pour le secteur de la mode se situent au niveau de la prévision de ventes par SKU. Cette problématique est développée dans la section suivante.

2.4.2.2 Prévision de ventes d'articles textiles sans historique

La plupart des articles de mode est vendu lors d'une seule et unique saison. Ce renouvellement constant des collections oblige les entreprises à réaliser des prévisions de ventes sans historique propre au produit considéré. Pour se faire, des modèles de prévisions spécifiques doivent être développés.

Les prévisions de ventes de nouveaux articles est un problème très complexes [CHING-CHIN et collab., 2010]. Ainsi pour réaliser des prévisions à long terme, le principe consiste à identifier les articles historiques les plus proches de l'article considéré. Les ventes historiques de ces articles similaires sont ensuite utilisées pour réaliser la prévision de ventes [SAAKSUORI et IMMONEN, 2004]. Cependant, la notion de similarité peut s'avérer complexe à définir pour des articles modes.

La problématique peut être résolue par une approche basée sur des classifications non-supervisée et supervisée. Cette méthode a été mise en œuvre avec succès dans [THOMASSEY et FIORDALISO, 2006] et [THOMASSEY et HAPPIETTE, 2007] pour les prévisions de ventes d'articles de mode (section 2.5.1.1). L'objectif principal de cette méthode est d'établir des liens entre les ventes et les attributs des articles.

Ces relations sont souvent complexes et non linéaires [ALTMAN et collab., 1994]. Dans ce contexte, les techniques d'apprentissage automatique (machine learning) sont reconnues pour leur capacité à créer des systèmes de classification efficaces [LEE et OH, 1996; MÜLLER et WIEDERHOLD, 2002].

Le choix de la méthode de classification non supervisée dépend du type et de la quantité de données à traiter. Pour la classification supervisée, les réseaux de neurones et les arbres de décisions sont souvent considérés comme les techniques les plus efficaces pour ce type d'applications [LEE et OH, 1996; MAK et MUNAKATA, 2002; TSUJINO et NISHIDA, 1995].

La décomposition des ventes en profils de ventes d'une part et quantité vendue d'autre part est une stratégie commune à ces travaux portant sur la prévision à long terme. Cette méthodologie est justifiée par le fait que les profils de ventes et les quantités ne sont pas influencées par les mêmes facteurs. La quantité globale vendue est également fortement dépendante des décisions de l'entreprise en terme d'achat et de réapprovisionnement.

Cependant, pour la mise en œuvre de tout système d'apprentissage automatique dans le secteur de la mode, le principal problème reste l'acquisition de données pertinentes, fiables et suffisamment nombreuses. En effet, jusqu'à l'avènement des données massives, cette problématique était un frein majeur au développement de ces techniques.

La prévision des ventes par classification est particulièrement adaptée à des prévisions à long terme (une saison ou collection à l'avance) par articles (SKU). Afin d'optimiser l'allocation des stocks et réapprovisionner dans les magasins en cours de saison, des prévisions à court terme, hebdomadaires ou journalières, sont nécessaires.

Dans ce but, lorsque cela est possible, les entreprises mettent souvent en place une technique de "pré-ventes" pour les articles de mode notamment pour les nouveaux articles. Cette technique consiste à approvisionner une petite quantité d'articles pour couvrir une courte période de la saison avec quelques magasins avant la période de vente "officielle". L'analyse de ces "pré-ventes" permet alors de définir des prévisions plus précises et de planifier le(s) approvisionnement(s) de la quantité totale. Cependant, cette méthode peut générer des coûts et des délais additionnels dissuasifs.

Le principe général pour établir des telles prévisions à court terme consiste à extrapoler les ventes futures à partir des dernières ventes connues. Différentes techniques sont présentées dans la littérature pour réaliser ce type de systèmes.

Dans FISHER et RAJARAM [2000], les données issues des "pré-ventes" sont exploitées pour définir des groupes de magasins. Les "pré-ventes" sont ensuite utilisées dans chaque groupe pour estimer les ventes pour chaque magasin.

Dans GOLDFISHER et CHAN [1995], trois semaines de ventes sont considérées pour déterminer le succès ou l'échec d'un nouveau produit. Cette fenêtre de trois semaines permet de définir un ratio de ventes prévisionnelles qui sert à établir les prévisions hebdomadaires.

D'autres méthodes sont basées sur les séries tronquées de Taylor (truncated Taylor Series) [MCLEAN et WORTHAM, 1981]. La prévision de ventes est identifiée comme une série de Taylor où les premières dérivées sont les composantes les plus importantes. La prévision finale est calculée par une somme pondérée des ventes historiques avec un poids plus important pour les données récentes. Cette méthode permet de réaliser des prévisions à court terme lorsque le nombre de données est limité.

Dans MORRISON [1996], un modèle de diffusion est mis en œuvre pour prévoir les ventes de nouveaux produits. Les ventes sont extrapolées à partir d'une courbe logistique symétrique intégrant les niveaux de saturation, les points d'inflexions et les composantes de retard du cycle de vie du produit pré-défini.

Dans CHING-CHIN et collab. [2010], un système d'aide à la décision pour les prévisions de ventes de nouveaux produits est proposé. Ce système sélectionne automatiquement le meilleur modèle selon les caractéristiques des données et les besoins de l'utilisateur. Les méthodes mises en œuvre incluent les modèles de type séries temporelles mais aussi des modèles basés sur les séries de Taylor ou des modèles de diffusion.

Dans TSENG [2008], un modèle de diffusion est également exploité en combinaison avec un modèle flou en utilisant différentes courbes de références.

2.5 Contribution au développement de modèles de prévision des ventes pour le secteur de la mode

Les sections 2.1, 2.2 et 2.3 ont définis les besoins, les contraintes, les problématiques et les différents modèles de prévision développés dans la littérature pour la prévision des ventes et plus particulièrement dans le secteur de l'habillement et de la mode.

La prévision des ventes d'articles de mode est une problématique très complexe étudiée depuis de nombreuses années. De multiples recherches ont été effectuées pour améliorer la précision des prévisions en prenant en compte les contraintes spécifiques du métier.

Les techniques d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones permettent d'extraire des informations de plus en plus pertinentes à partir des données historiques. L'ère des données massives ouvre également des perspectives intéressantes dans ce domaine.

Toutes ces techniques permettent d'améliorer l'analyse des données de ventes. Cependant, le secteur de la mode est très dynamique et est en constante évolution. De nouveaux marchés, de nouvelles contraintes, de nouvelles opportunités apparaissent rapidement et impliquent d'adapter les systèmes de prévision.

Mes travaux de thèse en 2002 [THOMASSEY, 2002; THOMASSEY et DOUILLET, 2005; THOMASSEY et collab., 2004a, 2002a,b,c, 2003, 2004b, 2005a,b, 2002d] ont permis de proposer un système complet et spécifique pour la prévision des ventes à long terme par famille d'articles. Afin de compléter mes travaux et répondre aux évolutions du marché de la mode, mes contributions post-doctorales portent sur les modèles de prévisions au niveau SKU sur des horizons court et long termes (figure 2.7) et l'analyse du comportement du consommateurs.

Les travaux décrits dans cette section ont été effectués lors de :

- un post doctorat à l'université polytechnique de Mons, Belgique, au laboratoire de mathématiques appliquées et recherche opérationnelle (MATHRO) en 2003, qui a donné lieu aux travaux présentés dans [THOMASSEY et FIORDALISO, 2006; THOMASSEY et HAPPIETTE, 2007],
- un séjour de recherche à l'université d'état de Caroline de Nord (NCSU) à Raleigh, USA, en

- 2004, qui a contribué aux travaux publiés dans [THOMASSEY, 2010],
- l'encadrement d'un master recherche puis d'un ingénieur recherche (M. Brahmadeep) entre 2012 et 2015, qui a donné lieu aux travaux présentés dans [BRAHMADEEP et THOMASSEY, 2016],
- l'encadrement d'un doctorant invité (M. Craparotta) de l'université de mathématiques appliquées de Turin, Italie, en 2017, dont les travaux sont développés dans [CRAPAROTTA et collab., En cours d'évaluation; MALEKU SHRESTHA et collab., 2018],
- l'encadrement d'un master recherche (M. Agrawal) dont les résultats sont publiés dans [AGRAWAL et collab., 2017],
- l'encadrement de 2 thèses en cours [GIRI, Thèse en cours; WAGNER, Thèse en cours].

2.5.1 Contribution à la prévision des ventes d'articles textiles sur un horizon long terme

Afin de bien mesurer la complexité de la prévision de vente par SKU sur un horizon long terme (une saison à l'avance), il est important de rappeler succinctement les différentes caractéristiques et contraintes, définies dans les sections 2.2 et 2.4.2.2, à prendre en compte dans l'élaboration du système de prévision :

- le nombre de références à traiter par saison est très important (jusqu'à 15000 par an pour certains distributeurs),
- les articles ont des durées de vie très courtes (de 3 à 12 semaines),
- la grande majorité des articles (95%) est renouvelée à chaque collection,
- les ventes sont influencées par de nombreux facteurs exogènes souvent difficilement contrôlables,
- les ventes des articles d'une même catégorie (par exemple T-Shirt femme ou chemise homme) vendus pendant une même période peuvent être très disparates.

Pour ces raisons, la prévision de ventes à long terme de nouveaux articles, qui est une problématique typique du secteur de la mode, est souvent considérée comme un des problèmes de prévision les plus compliqués [MORRISON, 1996].

2.5.1.1 Modèles de prévision basées sur la classification non supervisée et supervisée

Dans le contexte défini précédemment, la méthodologie la plus appropriée consiste à définir les relations entre les ventes et les attributs des articles (section 2.4.2.2). Les deux systèmes de prévision à long terme par SKU, développés dans THOMASSEY et FIORDALISO [2006] et THOMASSEY et HAPPIETTE [2007], sont basés sur cette méthodologie. Plus précisément, le processus est divisé selon les trois étapes suivantes (figure 2.8) :

1. une classification non supervisée des ventes des articles historiques d'une même famille permet de définir les principaux profils de ventes existants, appelés prototypes de ventes,
2. une classification supervisée permet de créer les liens entre les prototypes de ventes et les attributs des articles historiques. Ces attributs sont des informations techniques (composition, fiche technique,...), commerciales (prix, catégorie commerciale,...) ou autres (style, thème,...) sur les articles,
3. enfin, le modèle de classification supervisée, précédemment construit, affecte les nouveaux articles à un prototype de vente à partir de ses attributs.

Ce système nécessite donc de mettre au point une classification non supervisée des ventes et une classification supervisée basée sur les classes définies lors de la première étape.

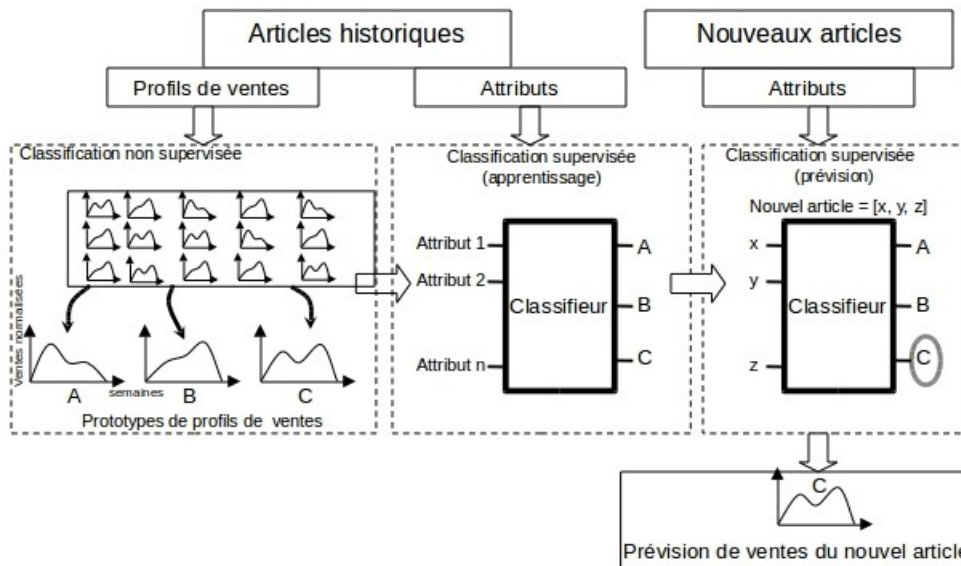


FIGURE 2.8 – Modèle de prévision à long terme pour les nouveaux articles basé sur la classification

2.5.1.1.1 Classification non supervisée des ventes historiques. Différentes approches de classifications non supervisée ont été développées. HAN et collab. [2011] distinguent trois principales catégories :

- classification exclusive [MACQUEEN, 1967] où chaque occurrence appartient un seul groupe,
- classification probabiliste [DEVYVER et KITTLER, 1982] ou floue [BEZDEK, 1981] où une occurrence appartient à chaque groupe selon une certaine probabilité ou degré d'appartenance,
- classification hiérarchique [JOHNSON, 1967] ascendante (respectivement descendante) où au départ toutes les occurrences sont seules dans un groupe (respectivement toutes les occurrences appartiennent au même groupe) puis sont groupées progressivement jusqu'à la formation d'un seul groupe (respectivement sont dégroupées jusqu'à l'obtention de groupes individuels).

HAJJAR [2014] propose une plus liste plus exhaustive des méthodes existantes en figure 2.9.

Le choix parmi ces méthodes de classification non supervisée est dicté par l'exploitation souhaitée des résultats. En effet, la classification non supervisée est souvent suivie par une classification supervisée qui a pour objectif d'affecter les occurrences aux classes définies précédemment [WITTEN et collab., 2011].

Ainsi, pour la prévision des ventes par SKU, nous avons choisi la classification exclusive, c'est à dire qui procure des partitions fixes, afin de permettre une mise en œuvre de l'étape suivante (classification supervisée) plus simple et efficace.

Les centres de classe (moyennes des profils de ventes de la classe), appelés prototypes de vente, doivent représenter les principaux comportements de ventes contenus dans les historiques.

Deux algorithmes ont été testés pour notre système de prévision :

- l'algorithme classique des k-moyennes [HARTIGAN, 1975], appelé également méthode des centres mobiles,
- une approche en deux étapes basée sur un réseaux de neurones de type carte auto adaptative (Self organizing Map, SOM) et d'un algorithme des k-moyennes [VESANTO et ALHONIEMI, 2000].

L'algorithme des k-moyennes est simple et est souvent critiqué dans la littérature pour ses limites (problèmes de convergence, inaptitude à trouver des classes non convexes,...)[WU et CHOW, 2004]. Cependant, cet algorithme obtient des résultats satisfaisants dans de nombreux cas.

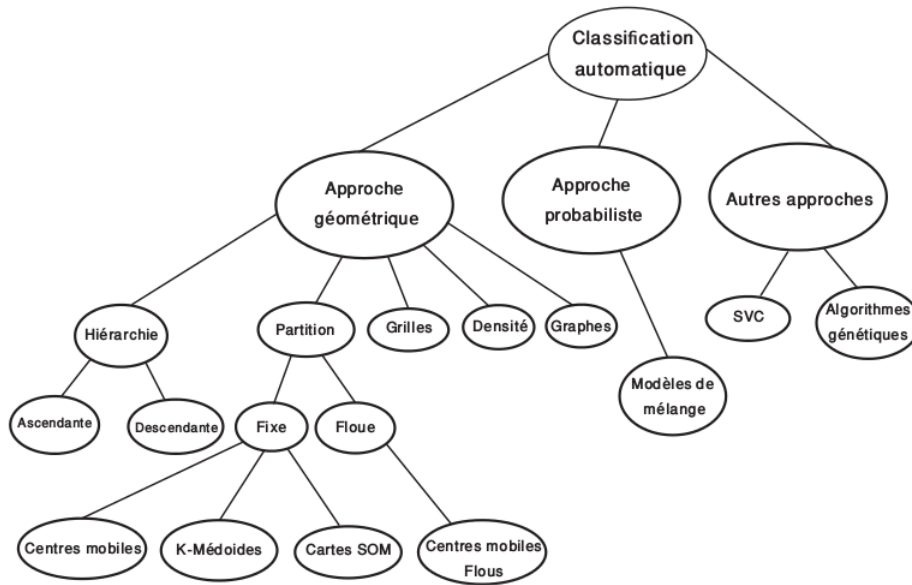


FIGURE 2.9 – Les différentes méthodes de classification non supervisée [HAJJAR, 2014].

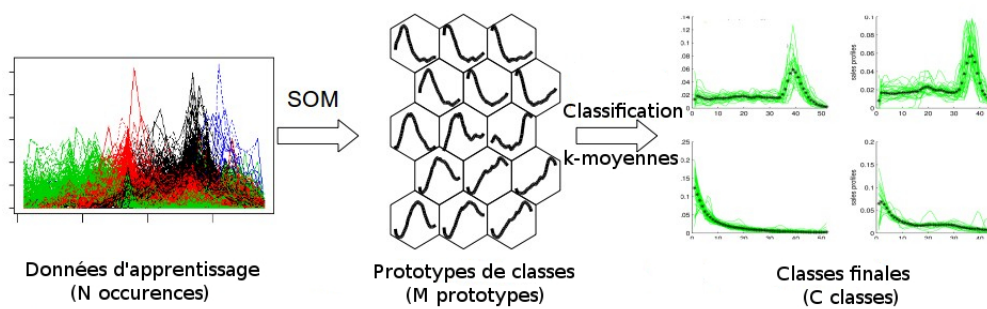


FIGURE 2.10 – Méthode de classification non supervisée en deux étapes ($N > M > C$)

Un des principaux inconvénients des k-moyennes concerne le problème d'optimum locaux. En effet, l'initialisation aléatoire de la procédure peut conduire à des résultats non optimaux. Ainsi, il est recommandé d'exécuter plusieurs fois l'algorithme pour s'assurer de la convergence.

Le second point crucial de la procédure est de déterminer le nombre de classes. En effet, le nombre de classes, c'est à dire de prototypes de vente, n'est pas connu a priori. Cette valeur est très influente sur la qualité de la partition et également sur les performances de l'étape en aval (classification supervisée). Ainsi, ce nombre de classes sera déterminé lors du processus d'apprentissage détaillé en section 2.5.1.1.3.

L'algorithme des k-moyennes est également très sensible aux données bruitées et aux points aberrants [BEZDEK et PAL, 1998][VESANTO et ALHONIEMI, 2000].

Afin de limiter ses lacunes, des méthodes plus robustes peuvent être mises en œuvre, comme les SOM [KOHONEN, 2001], ou les algorithmes génétiques [KRISHNA et MURTY, 1999; MAN et collab., 1999]. La mise en œuvre des SOM est détaillée dans le chapitre 3, section 3.3.2.2.

Le principe de la procédure en deux étapes [VESANTO et ALHONIEMI, 2000] utilisée dans ces travaux est (figure 2.10) :

- un SOM fournit une carte en 2D des données d'entrée,
- une seconde classification non supervisée, effectuée par un algorithme de partitionnement classique, détermine les classes finales à partir de la carte du SOM.

Pour la prévision des ventes par SKU, lors de la première phase, un nombre important de prototypes de vente est obtenu. Ce nombre est largement supérieur au nombre de prototypes de vente attendu (par exemple au nombre de classes obtenues par l'algorithme des k-moyennes seul). Ces prototypes peuvent être appelés prototypes de classes ou "protoclusters". La seconde phase détermine les classes finales à partir de ces "protoclusters". Lors de cette procédure, la caractéristique intéressante des SOM est la notion de voisinage entre les protoclusters. En effet, les voisins d'un protoclusters sur la carte sont très similaires. Ainsi, la seconde phase est particulièrement facilitée.

Les deux principaux avantages d'une telle procédure sont la réduction du temps de calcul, notamment lorsque le nombre de données est très grand, et surtout une meilleure robustesse face aux données bruitées et points aberrants [VARFIS et VERSINO, 1992].

Comme pour la mise en œuvre de l'algorithme de k-moyennes seul, le nombre de classes est un paramètre très important pour la qualité du partitionnement et la performance de la classification supervisée effectuée en aval. Ce nombre est également fixé lors de l'apprentissage du système détaillé en section 2.5.1.1.3.

2.5.1.1.2 Prévision des ventes des nouveaux articles par classification supervisée. L'objectif de cette étape est de trouver les relations entre les prototypes de vente, définis par la classification non supervisée, et les attributs des articles. Un classifieur doit être construit à partir des données historiques puis doit permettre d'affecter un prototype de vente à chaque nouvel article. Ce prototype de vente constitue alors la prévision de ventes de l'article.

Pour effectuer cette tâche, de nombreuses méthodes de classification existent et on peut globalement distinguer deux catégories : les méthodes statistiques et les méthodes d'apprentissage automatique.

Les modèles statistiques, tel que l'analyse discriminante linéaire [TABACHNICK et FIDELL, 2006] ou la régression logistique, ont montré de bonnes facultés sur de nombreuses applications, notamment en économie [DE ANDRÉS et collab., 2005]. Elles permettent d'obtenir des classifieurs simples et facile à interpréter. Cependant, pour appliquer ces méthodes, l'utilisateur doit imposer ou supposer d'une structure du modèle (comme par exemple la linéarité pour la régression linéaire) [GUANG-BIN HUANG et collab., 2004]. Ces méthodes deviennent également souvent peu fiables lorsque les relations entre les entrées et les sorties sont complexes et/ou non linéaires [ALTMAN et collab., 1994].

Ainsi, les méthodes d'apprentissage automatique sont plus fortement plébiscitées dans la littérature. Parmi les nombreuses méthodes existantes, les plus communément utilisées sont [ZOPOUNIDIS et DOUMPOS, 2002] : les arbres de décision, les réseaux de neurones, les modèles à base de règles, les machines à vecteur de support (support vector machine, SVM) ou encore les méthodes de classification naïve bayésienne. L'apprentissage automatique de ces techniques permet d'extraire les connaissances à partir des données et de construire des modèles de représentation pour expliquer les relations entre les données. De nombreuses études portent sur la comparaison de ces méthodes et montrent que les performances du modèle dépendent fortement du contexte de l'étude et des données utilisées [DE ANDRÉS et collab., 2005; KATTAN et COOPER, 2000; PAVUR, 2002; PENDHARKAR, 2002].

Cependant, il apparaît globalement que :

- les arbres de décision, notamment les modèles basés sur l'algorithme ID3 [BRAUN et CHANDLER, 1987; GARRISON et MICHAELSEN, 1989], et les réseaux de neurones [ALTMAN et collab., 1994; BERTELS et collab., 1999; JOHN et collab., 2000; MAHMOOD et collab., 1999; ZAPRANIS et GINOGLLOU, 2000] obtiennent de meilleurs résultats que l'analyse discriminante linéaire et la régression logistique,
- les réseaux de neurones semblent plus précis, alors que les arbres de décision sont moins sensibles aux variations de tailles du jeu de données [LIANG et collab., 1992] et sont plus facilement interprétables [ZHI-HUA ZHOU et YUAN JIANG, 2004],
- les réseaux de neurones ont de meilleurs résultats avec des données numériques, alors que les arbres de décision type ID3 sont plus performants sur des données non-numériques

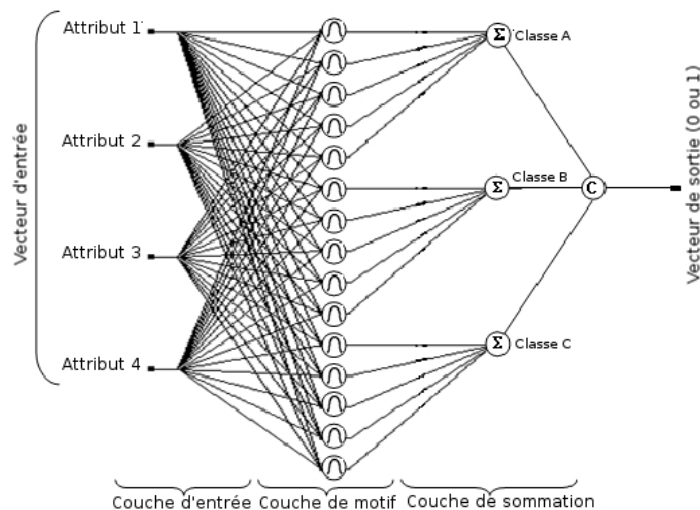


FIGURE 2.11 – Exemple de réseau de neurones probabiliste (PNN)

[MAK et MUNAKATA, 2002; OSEI-BRYSON, 2004].

Pour résumer, il apparaît généralement que les réseaux de neurones et les arbres de décision sont considérés comme les classifieurs les plus performants pour leurs faibles taux d'erreur de classification et leurs robustesses [ALTMAN et collab., 1994; DE ANDRÉS et collab., 2005; HANSEN et collab., 1992; HANSEN et SALAMON, 1990; LEE et OH, 1996; LI et WANG, 2004; PATUWO et collab., 1993; SEXTON et DORSEY, 2000; TSUJINO et NISHIDA, 1995; ZHOU et collab., 2002].

Les réseaux de neurones ont cependant deux principaux inconvénients [CRAVEN et SHAVLIK, 1997; HONGJUN LU et collab., 1996] : ils nécessitent un temps d'apprentissage assez long lorsque la taille de la base de données est importante et ils restent toujours difficiles à interpréter. Les arbres de décision, notamment basés sur l'algorithme ID3 et son extension C4.5, sont également parfois critiqués pour leurs principales limites liées à l'utilisation de distances basées sur l'entropie de l'information [DOMBI et ZSIROS, 2005] et le test d'un seul attribut par nœud [DUCH et collab., 2004].

Néanmoins, dans notre contexte où les relations entre les ventes et les attributs sont complexes et influencées par de nombreux facteurs, les attributs peuvent être numériques et nominaux et où l'interprétation des résultats peut être parfois utile pour l'opérateur, les réseaux de neurones et les arbres de décision restent un choix pertinent.

De nombreux types de réseaux de neurones, tels que les Learning Vector Quantization networks [KOHONEN, 2001], les Counter-Propagation Networks [HECHT-NIELSEN, 1987] ou encore les réseaux de neurones probabilistes (Probabilistic Neural Networks, PNN) [SPECHT, 1990] ont été appliqués avec succès sur des problèmes de classification dans divers domaines comme la prévision météorologique [TIAN et collab., 2000], la prise de décision en milieu médical [LISBOA, 2002], la reconnaissance d'images NIGRIN [1993], la finance [WILSON et SHARDA, 1994], ...

Les PNN sont souvent plébiscités pour leur précision, leur capacité de généralisation et d'adaptation, et leur apprentissage rapide [SPECHT et SHAPIRO, 1991; XIN JIN et collab., 2001]. Ils ont également l'avantage d'être simples à mettre en œuvre, d'avoir de bonnes capacités d'apprentissage [SRINIVASAN et collab., 2004] et d'être peu sensibles aux minimum locaux. Un PNN, qui s'appuie sur les principes de la classification Bayésienne [DENISON, 2002] et les fonctions de densité non paramétriques de Parzen [PARZEN, 1962], est composé de trois couches (figure 2.11) : la couche d'entrée, la couche cachée (appelée aussi couche de motif), la couche de sommation. Les principaux inconvénients sont leurs besoins importants en terme de ressources informatiques notamment lorsque le jeu de données est de grande taille [XIN JIN et collab., 2001] et la vitesse

d'exécution pour la prévision qui peut sembler faible face aux réseaux de neurones conventionnels [ANAGNOSTOPOULOS et collab., 2004]. Cependant, pour la prévision à long terme (3 à 6 mois) qui nous intéresse ici, ces problèmes n'ont pas d'incidences fortes.

Parmi les différentes techniques pour mettre en œuvre les arbres de décision, les algorithmes CART [BREIMAN, 1993], ID3 [QUINLAN, 1986] et ses extensions C4.5 et C5.0 [QUINLAN, 1993] sont probablement les plus utilisées. Ces méthodes diffèrent principalement par le critère d'évaluation des partitions utilisé : l'indice de Gini pour la méthode CART, l'entropie de Shannon pour la méthode ID3 et ses extensions. De nombreuses évolutions de ces méthodes ont été proposées dans la littérature : CID3 [CIOS et LIU, 1992], les arbres de décision obliques [MURTHY et collab., 1994], CAL5 [MÜLLER et WYSOTZKI, 1994], CDT [DOMBI et ZSIROS, 2005] ou encore NeC4.5 [ZHI-HUA ZHOU et YUAN JIANG, 2004]. Cependant, leur mise en œuvre n'est justifiée que pour des applications spécifiques. Dans un premier temps, l'objectif de notre étude ne concerne pas le développement d'arbres de décision spécifiques. Cette tâche pourrait faire l'objet de travaux futurs. Ainsi, nous avons choisi d'appliquer l'algorithme C4.5 pour ses bonnes facultés de prévision [LAST et MAIMON, 2004], ses nombreuses possibilités en terme d'élagage (pruning) et sa capacité à traiter des données numériques et nominales.

2.5.1.1.3 Apprentissage du système de prévision des ventes des nouveaux articles. Le système proposé, composé d'un module de classification non supervisée et d'un module de classification supervisée, nécessite l'apprentissage de plusieurs paramètres : optimisation du nombre de classes et des partitions, définition de la structure et des paramètres du classifieur. Les deux modules de classification étant directement liés, il est essentiel de considérer la performance globale du système et non les performances des deux modules séparément. Ainsi, nous avons développé un apprentissage global du système basé sur la technique de validation croisée en k échantillons (k -fold cross-validation) avec $k = 10$ (figure 2.12) :

1. l'ensemble des données historiques est divisé aléatoirement en 10 jeux, 9 jeux sont utilisés pour l'apprentissage et 1 jeu pour la validation,
2. la classification non supervisée permet de déterminer une partition pour un nombre de classes n_c fixé qui varie entre 2 et N_c , sur les données d'apprentissage, avec $N_c = \sqrt{N}$ le nombre maximum de classes souhaitables pour représenter N données [VESANTO et ALHONIEMI, 2000],
3. l'apprentissage supervisé du classifieur est effectué sur ce même jeu de données avec les n_c prototypes de vente défini précédemment,
4. le classifieur affecte un prototype de vente aux occurrences du jeu de données de validation,
5. la performance du système est évaluée par l'erreur moyenne absolue entre les ventes réelles et le prototype de vente attribué
6. pour chaque n_c la performance globale est la moyenne sur les 10 échantillons de validation.
7. le nombre de classes n_c^* qui permet d'obtenir l'erreur globale la plus faible est retenu.

Cette méthode permet un lien optimal entre la classification non supervisée et la classification supervisée. Les n_c^* classes sont ensuite à nouveau définies sur l'ensemble des données historiques. Le principal inconvénient de cette méthode est le temps de calcul. Par exemple pour le système composé des k -moyennes et d'un arbre de décision, la complexité de calcul peut être estimée à :

- $O(KIN)$ pour un algorithme des k -moyennes [AKUME et WEBER, 2002], avec K le nombre de classes, I le nombre d'itérations de l'algorithme des k -moyennes, N le nombre de données,
- entre $O(M^2N)$ et $O(M^2N^3)$ pour l'apprentissage d'un arbre de décision [MARTIN et HIRSCHBERG, 1995],
- $O(Nh)$ pour la procédure de post-élagage [MARTIN et HIRSCHBERG, 1995], avec M le nombre d'attributs, avec h la taille moyenne de l'arbre de décision.

Ainsi, lors de notre simulation sur des données réelles (section 2.5.1.1.4) le temps moyen d'une itération de la validation croisée est de 11 secondes sur un processeur de 1.2GHz.

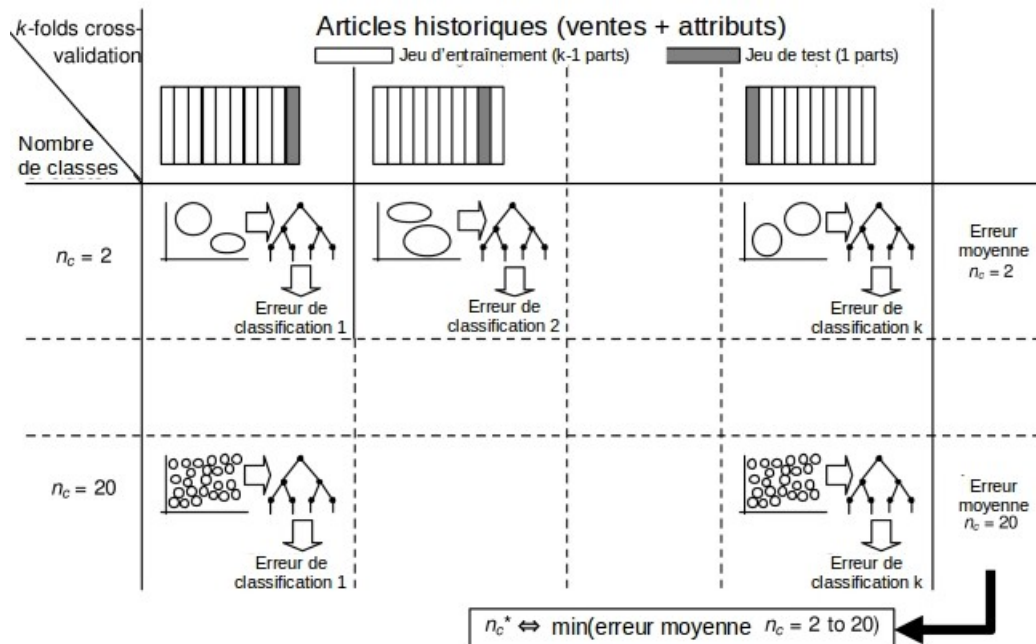


FIGURE 2.12 – Apprentissage global du système incluant l'optimisation du nombre de classes par la méthode de validation croisée avec k échantillons

2.5.1.1.4 Mise en œuvre sur des données réelles. Les deux systèmes de prévision de ventes à long terme de nouveaux articles ont été testés sur des données réelles provenant d'un distributeur français d'articles de prêt à porter .

L'algorithme des k-moyennes et un arbre de décision basé sur l'algorithme C4.5 composent le premier système, appelé par la suite *KmDt* (figure 2.13) [THOMASSEY et FIORDALISO, 2006]. Le second système associe une classification non supervisée à deux étapes, SOM et k-moyennes, à un réseaux de neurones probabiliste, appelé par la suite *SomPnn* (figure 2.14) [THOMASSEY et HAPIETTE, 2007].

Les données historiques, utilisées pour l'apprentissage des deux systèmes, sont composées des ventes et des attributs de 482 articles. Les données utilisées pour le test et l'évaluation des deux systèmes contiennent 285 articles. Les attributs disponibles pour décrire les articles sont : le prix de vente, la durée de vie et la date de lancement.

Pour comparer nos systèmes, et plus particulièrement le classifieur, nous avons également mis en œuvre les modèles suivants sur les mêmes données :

- le modèle appelé *Category Profile*, qui consiste à utiliser la moyenne des profils de ventes des articles historiques d'une même famille comme prévision de ventes. Cette technique est souvent utilisée par défaut par les entreprises,
- l'algorithme *ZeroR* qui consiste à affecter aux nouveaux articles la classe la plus fréquente dans l'historique. Il est possible de détecter les éventuels problèmes de sur-apprentissage d'un système par comparaison avec cet algorithme très simpliste,
- l'algorithme *OneR* [HOLTE, 1993] qui utilise des règles simples basées sur l'attribut qui génère le moins d'erreur de classification. Cet algorithme est également utilisé pour détecter les problèmes de sur-apprentissage,
- la traditionnelle classification bayésienne naïve [JOHN et LANGLEY, 1995], appelée par la suite *Naive Bayesian*,

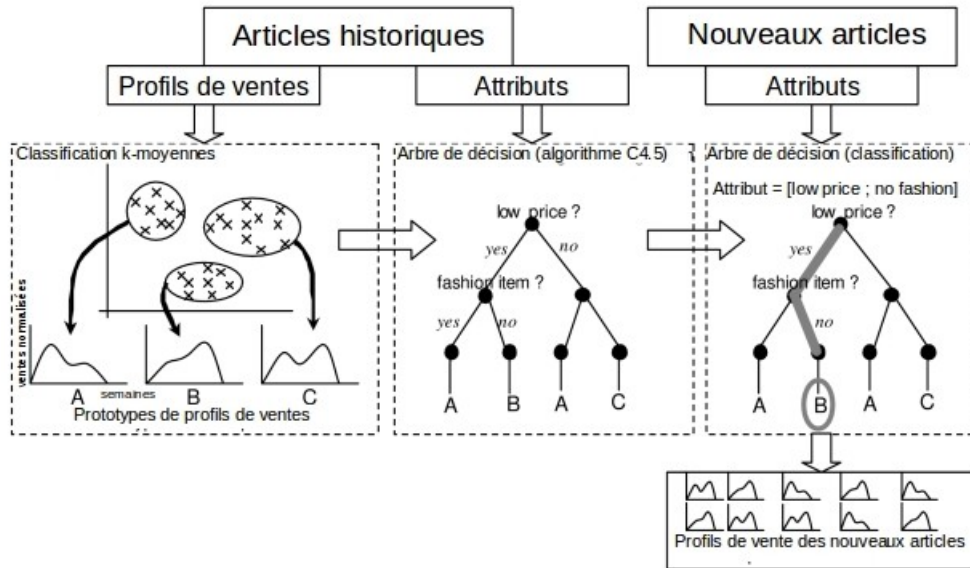


FIGURE 2.13 – Système de prévision *KmDt* basé sur la méthode des *k*-moyennes et un arbre de décision [THOMASSEY et FIORDALISO, 2006]

- la méthode des *k* plus proches voisins [AHA, 1992], appelée *IBk*, qui affecte à une nouvelle occurrence la classe majoritaire parmi les *k* occurrences (historiques) les plus proches. Le nombre de voisins est sélectionné par une validation croisée. Sur nos données, $k = 6$.

Suite à l'apprentissage de nos deux systèmes, le nombre optimal de classes avec le système *KmDt* est de $n_c^* = 14$ et $n_c^* = 8$ avec le système *SomPnn*. La figure 2.15 illustre la variation de l'erreur de prévision en fonction du nombre de classes lors de l'apprentissage par validation croisée.

La figure 2.16 montrent les 8 classes et leur prototype de vente obtenues avec le système *SomPnn*. Le détail de la procédure de classification non supervisée en deux étapes (classification des protoclusters) est illustré en figure 2.17. La classification non supervisée des courbes de ventes apparaît satisfaisante en terme de compacité et de séparabilité. Les différents comportements de ventes sont bien représentés par les huit prototypes de vente.

L'arbre du décision issu du système *KmDt* est composé de 55 nœuds et 28 feuilles. Le nombre moyen de nœuds pour atteindre une feuille de 6. L'arbre est relativement important et complexe mais reste toutefois interprétable. Par exemple, il apparaît que l'attribut "prix" est uniquement testé dans 6 nœuds qui sont par ailleurs des nœuds finaux. Cela montre que cet attribut n'a pas un grande influence sur le profil de ventes. Il faut bien noter ici que l'attribut "prix" est le prix d'origine du produit et que la prévision est à long terme. Il bien évident que les variations de prix ont une influence sur les ventes à court terme.

L'analyse des résultats du système *SomPnn* montrent également des aspects intéressants comme par exemple les caractéristiques suivantes (figure 2.18) :

- les nouveaux articles associés au prototype 1 ont une date de lancement tôt dans l'année et une longue durée de vie, ou une date de lancement en milieu d'année et une durée de vie moyenne. Cela signifie que ces articles ont une période de vente centrée sur l'année. Le prototype de vente de la classe 1 a effectivement un pic de vente en milieu de période.
- les articles de faible de prix de vente et vendus en début d'année sont affectés au prototype 2. Ils représentent les articles appelés "one shot" qui sont généralement des produits à bas coût achetés en une seule fois (sans réapprovisionnement) et vendus jusqu'à épuisement du stock.
- les articles associés au prototype 5 possèdent un prix de vente moyen et des dates de lancement fixes (correspondant aux différentes collections). Ils correspondent aux articles clas-

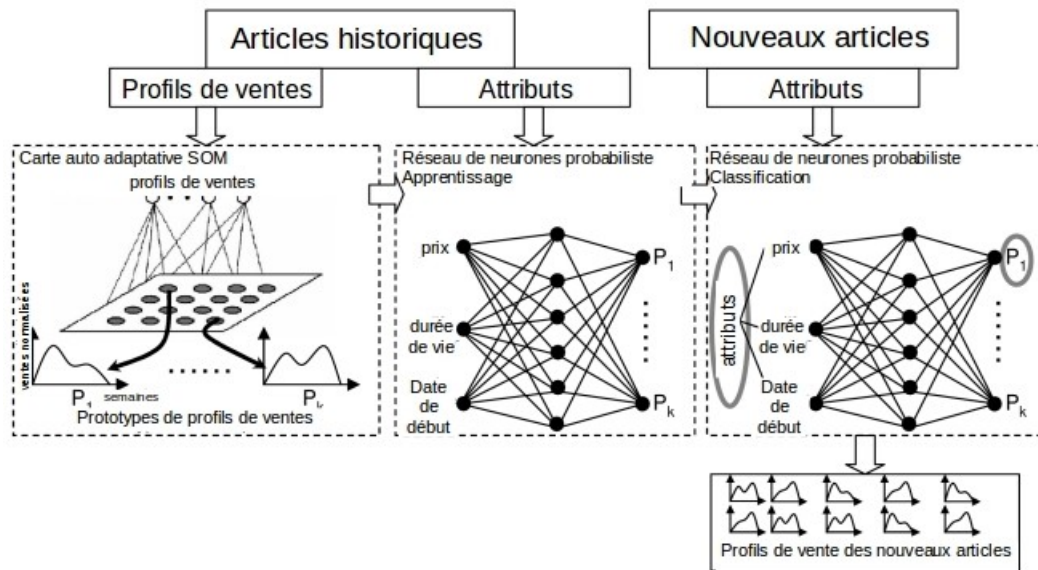


FIGURE 2.14 – Système de prévision *SomPnn* basé sur des réseaux de neurones SOM et PNN [THOMASSEY et HAPPIETTE, 2007]

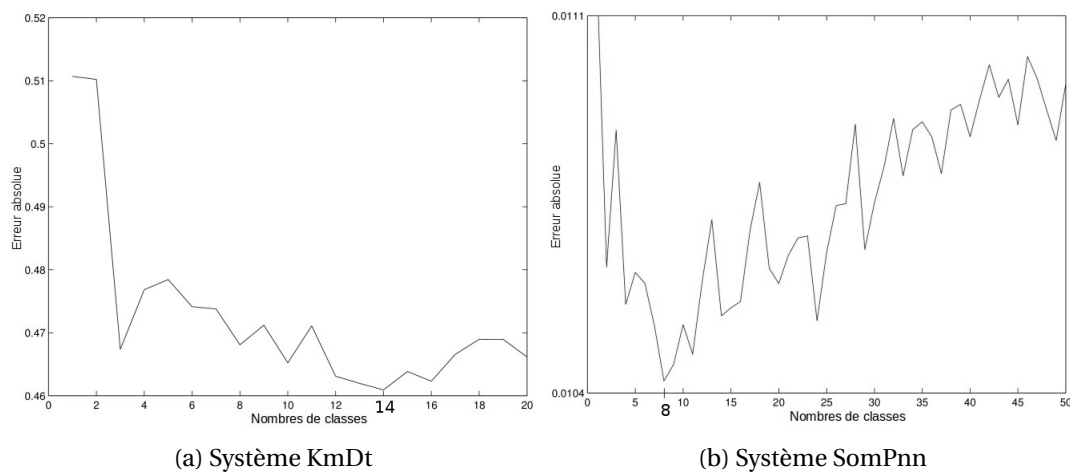


FIGURE 2.15 – Erreur de prévision en fonction du nombre de classes lors de l'apprentissage avec validation croisée

siques des collections et le prototype 5 illustre une courbe de vie standard d'un produit (lancement/maturité/extinction)

- le prototype 6 propose des ventes plus importantes en fin de période et regroupe effectivement les articles avec une date de lancement tardive et une durée de vie courte.

L'erreur de prévision des modèles est évalué par les critères MAPE (moyenne des erreurs absolues relatives) et *MdAPE* (médiane des erreurs absolues relatives). Les résultats en terme de d'erreur prévision sont présentés dans la table 2.1. Parmi les modèles utilisés pour comparaison, le meilleur modèle est le modèle des k plus proches voisins *IBk*. Le système *SomPnn* obtient des performances légèrement supérieures au modèle basé sur la classification bayésienne naïve mais reste moins performant que le modèle des k plus proches voisins. Le système *KmDt* réalise les plus faibles erreurs de prévision de l'ensemble des modèles.

Cependant, si le système *KmDt* permet globalement de meilleures prévisions, il apparaît parfois des erreurs de classification assez significatives comme le montre la figure 2.19. Ainsi un nombre important d'articles obtient de meilleures prévisions avec les méthodes moins avancées (figure 2.20).

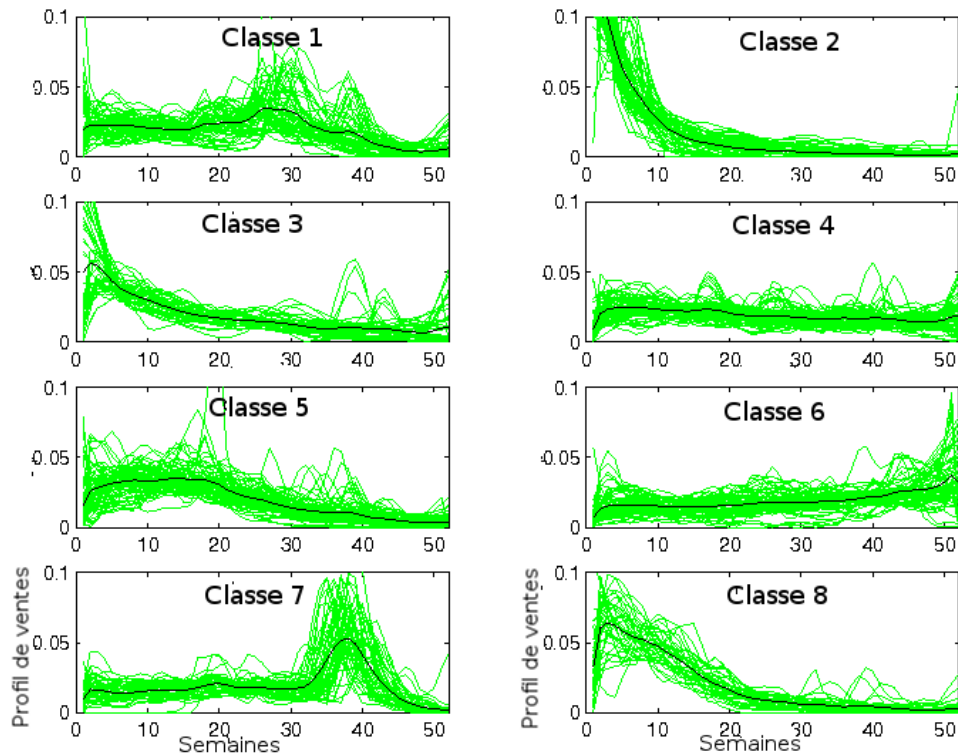


FIGURE 2.16 – Les huit classes et leur prototype de ventes du système *SomPnn*

	MAPE (average)	MdAPE
Category profile	203	119
ZeroR	308	170
OneR	257	123
Naïve Bayesian	145	93
IBk	138	80
SomPnn	146	89
KmDt	126	66

TABEAU 2.1 – Comparaison des erreurs de prévision pour l'ensemble des modèles testés

En conclusion, les techniques développées dans cette section montrent qu'il est possible d'extraire des informations pertinentes des ventes historiques et des attributs des articles. Cependant, l'acquisition de données en nombre conséquent et suffisamment riches (notamment en terme d'attributs), a été problématique lors de ces travaux. Ainsi, le système *SomPnn* ne parvient pas à obtenir des résultats satisfaisant sur les données utilisées. Le nombre d'attributs est trop faible pour que le réseau de neurones probabilistes puisse déterminer correctement les classes des nouveaux articles. Le système *KmDt* montre également quelques limites sur le même jeu de données mais reste globalement le plus performant. Ce système reste à ce jour la référence pour effectuer des prévisions de ce type.

Le développement de ces modèles a été réalisé en 2005 et 2006. Depuis, l'ère des données massives et les avancées en terme d'intelligence artificielle ont ouvert de nombreuses opportunités pour acquérir et exploiter une multitudes de types de données. Ces opportunités pour la prévision des ventes à long terme d'articles de mode sont étudiées dans la section 2.5.1.2 suivante.

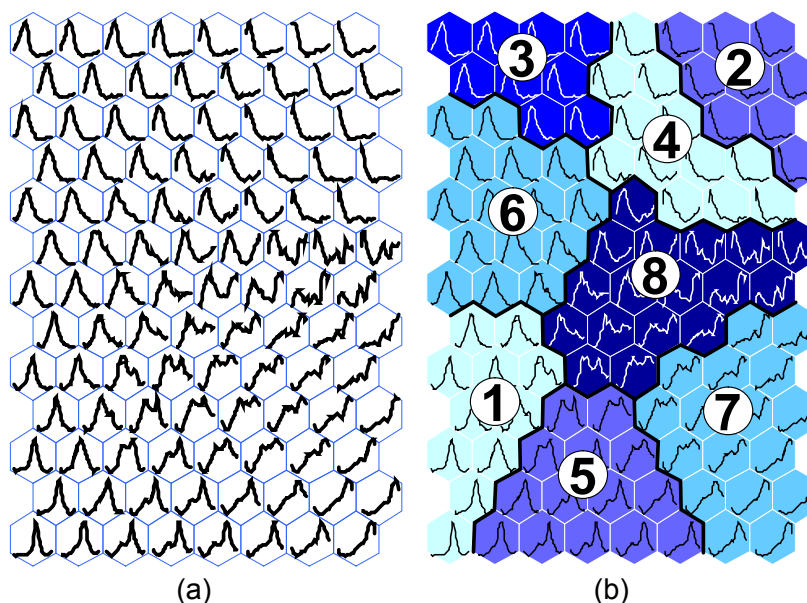


FIGURE 2.17 – Les protoclusters du SOM (a) et la classification non supervisée des protoclusters (b)

2.5.1.2 Modèles de prévision basées sur les techniques d'apprentissage profond (deep learning)

Les nouvelles technologies numériques et mobiles sont devenues une source de données très intéressante pour la prévision des ventes. Les évolutions des techniques d'intelligence artificielle permettent également d'exploiter ces données plus rapidement et plus efficacement. Ainsi, les travaux de recherche menés avec Giuseppe Craparotta, thésard à la faculté de mathématiques appliquées de l'université de Turin, lors de son séjour comme thésard invité au laboratoire GEMTEX en 2017, ont permis de développer une approche originale de la prévision des ventes de nouveaux articles.

Pour un nouveau produit, les prévisions de ventes s'appuient sur l'analyse des caractéristiques du produits (attributs) comme par exemple la composition, le prix de vente, le style ou encore l'image du produit. Cette dernière caractéristique devient de plus en plus essentielle pour les nouveaux canaux de ventes en ligne ou par technologies mobiles. En effet, l'image du vêtement apparaît particulièrement intéressante pour la prévision des ventes car elle contient de nombreuses informations pertinentes pour l'acte d'achat : le style, la couleur, ou tout autre élément qui incite le consommateur à acheter ou non le produit. La compréhension de comment le consommateur interprète ces informations visuelles est une problématique très complexe. Le modèle développé dans ces travaux vise à exploiter les informations contenues dans les images des produits pour la prévision des ventes par des techniques d'apprentissage profond.

Une stratégie souvent employée par les entreprises de la distribution d'articles textiles consiste à réaliser les prévisions de ventes de nouveaux produits à partir des produits historiques similaires (figure 2.21). Ce type d'association s'appuie sur un fort savoir faire et une solide expérience de l'opérateur (styliste, chef de produits,...) et se base généralement sur l'apparence visuelle des produits. Néanmoins une telle tâche reste très subjective et peu s'avérer fastidieuse lorsque le nombre de références est très important. Par ailleurs, une association de produits d'apparence identique ne garantit pas une similitude en terme de vente.

Dans les systèmes de prévision proposés dans la section précédente [THOMASSEY et FIORDALISO, 2006; THOMASSEY et HAPPINETTE, 2007], seuls quelques attributs descriptifs du produit sont utilisés. Le principe du modèle présenté ici est d'enrichir ce modèle par les images des articles. La première étape consiste à calculer les distances entre les ventes des articles historiques. Ensuite un réseaux de neurone siamois (siamese neural network, SNN) est conçu pour extraire les

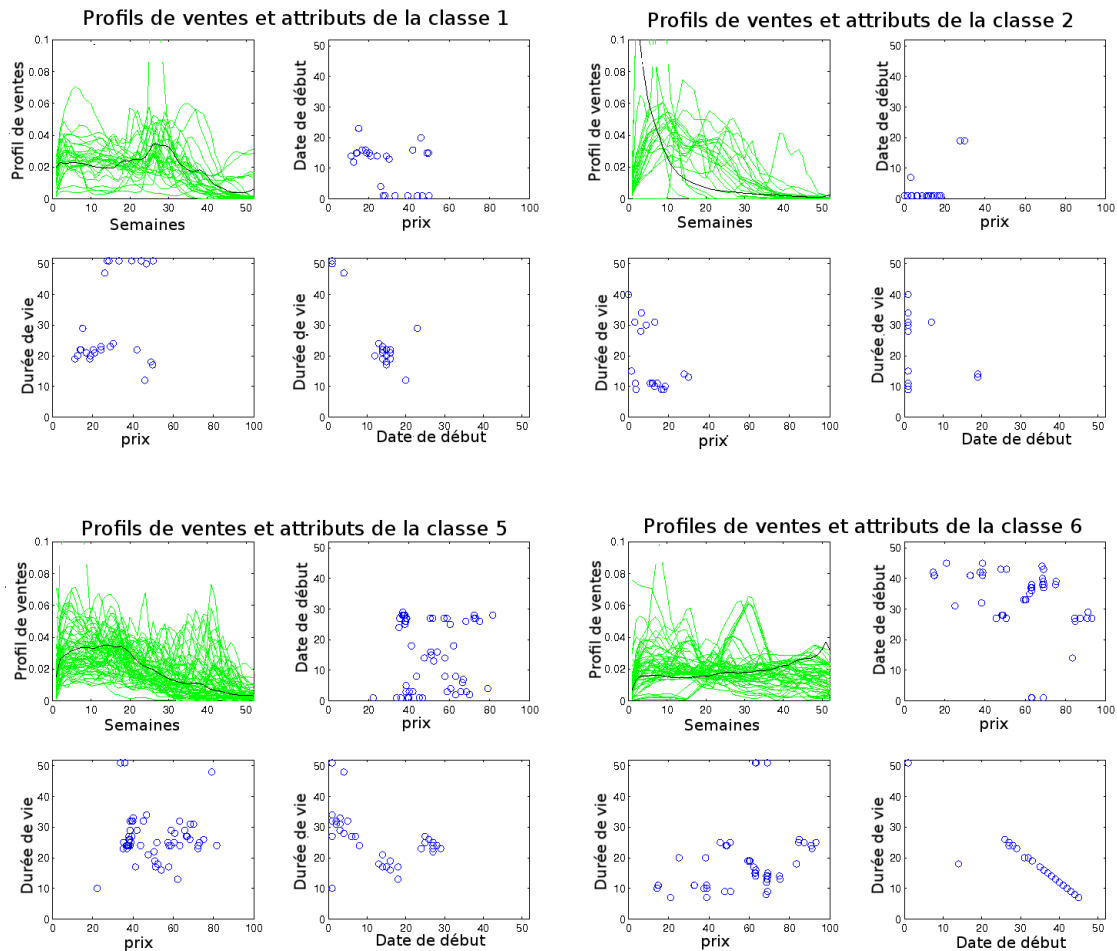


FIGURE 2.18 – Relations entre les prototypes de ventes et les attributs

relations entre les caractéristiques des articles (attributs descriptifs et images) et les distances calculées précédemment. Enfin, le SNN est utilisé pour prédire la distance en terme de ventes entre un nouvel article et les articles historiques. Les articles historiques dont la distance prévue est la plus proche sont utilisés pour calculer la prévision de vente du nouvel article. Cette méthode s'approche donc de la méthode utilisée par les stylistes ou chefs de produits mais permet de considérer un nombre plus important d'articles et de modéliser des relations complexes, et éventuellement trop complexes pour le cerveau humain, entre les ventes et les attributs des articles (incluant les images) (figure 2.22). Le développement d'un tel modèle nécessite la mise en œuvre de techniques permettant de :

1. comparer les images des produits,
2. établir les relations entre les images et les ventes.

2.5.1.2.1 Réseaux de neurones convolutifs et siamois Ces dernières années, les techniques d'intelligence artificielle ont été de plus en plus utilisées pour la prévision des ventes. Parmi ces méthodes, les réseaux de neurones restent probablement les plus plébiscités [CYBENKO, 1989] pour leur capacité à modéliser de nombreux comportements. De nombreuses études [YU et col-lab., 2011] [AU et YU, 2008; SUN et collab., 2008] ont également prouvé que les réseaux de neurones surclassent généralement les modèles classiques pour leur capacité à modéliser des comportements non linéaires et de généralisation.

Dans l'ensemble des réseaux de neurones, les réseaux de neurones convolutifs (convolutional neural networks, CNN) apparaissent actuellement comme les modèles les plus appropriés pour

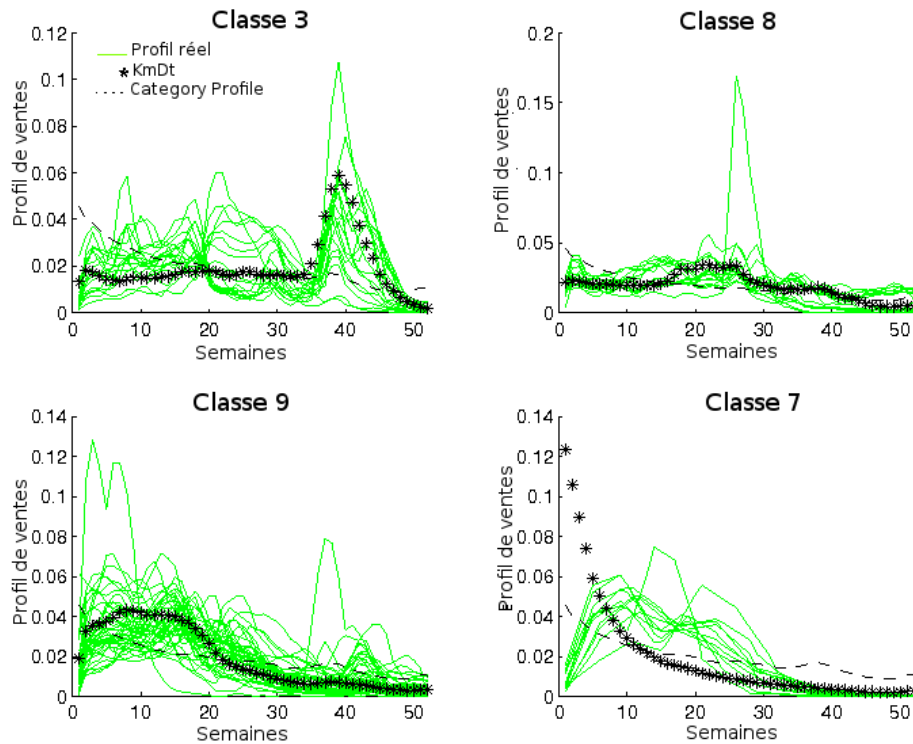


FIGURE 2.19 – Comparaison des prototypes de ventes prévus et des profils réels des nouveaux articles

traiter les données non structurées telles que les textes [MORAES et collab., 2013], les conversations [YAN et collab., 2018] ou les images [ANDREARCZYK et WHELAN, 2018]. A l'instar des autres types de réseaux de neurones, ces modèles nécessitent une attention particulière à la sélection des variables d'entrées et les différents paramètres du réseaux comme le nombre de couches cachées ou le nombre de neurones par couche, pour obtenir des performances optimales [HUSSAIN et collab., 2008]. Lorsque ces conditions sont réunies, les CNN sont capables d'extraire automatiquement les caractéristiques des données avec le minimum d'intervention humaine [AFFONSO et collab., 2017; CHONG et collab., 2017].

Les CNN sont des réseaux de neurones de type "propagation avant" (feed-forward) qui permettent d'encoder et traiter certaines propriétés des données dans leur architecture multi-couches. Les CNN ont de nombreuses applications dans les domaines de reconnaissance d'images et de vidéos [LAWRENCE et collab., 1997], de systèmes de recommandation et de traitement du langage naturel [GU et collab., 2018]. Ces modèles sont capables de traiter les images à la fois un niveau bas (pixel) et élevé (représentation de l'image) en garantissant une robustesse face à d'éventuelles distorsions de l'image d'entrée. Pour obtenir de telles performances, les CNN sont généralement composés d'une combinaison de différentes couches successives appelées : couche de convolution, couches de pooling et couches intégralement connectées, comme illustré en figure 2.23.

Récemment, les CNN ont été utilisés dans le secteur de la mode, notamment pour la reconnaissance de vêtements [LI et collab., 2015] et les systèmes de recommandation [MCAULEY et collab., 2015; Y. QIAN, P. GIACCONE, M. SASDELLI, E. VASQUEZ, 2017], pour leur capacité à identifier les caractéristiques des vêtements et leur facilité à évaluer la similarité entre deux produits. Peu de travaux mentionnent leur usage pour la prévision des ventes. AL-HALAH et collab. [2017] ont réalisé des prévisions de tendances à long terme d'articles de mode à partir d'analyse visuelles effectuées par un CNN. Cependant, ces travaux considèrent les ventes annuelles par style de vêtement et non les profils de ventes hebdomadaires par SKU.

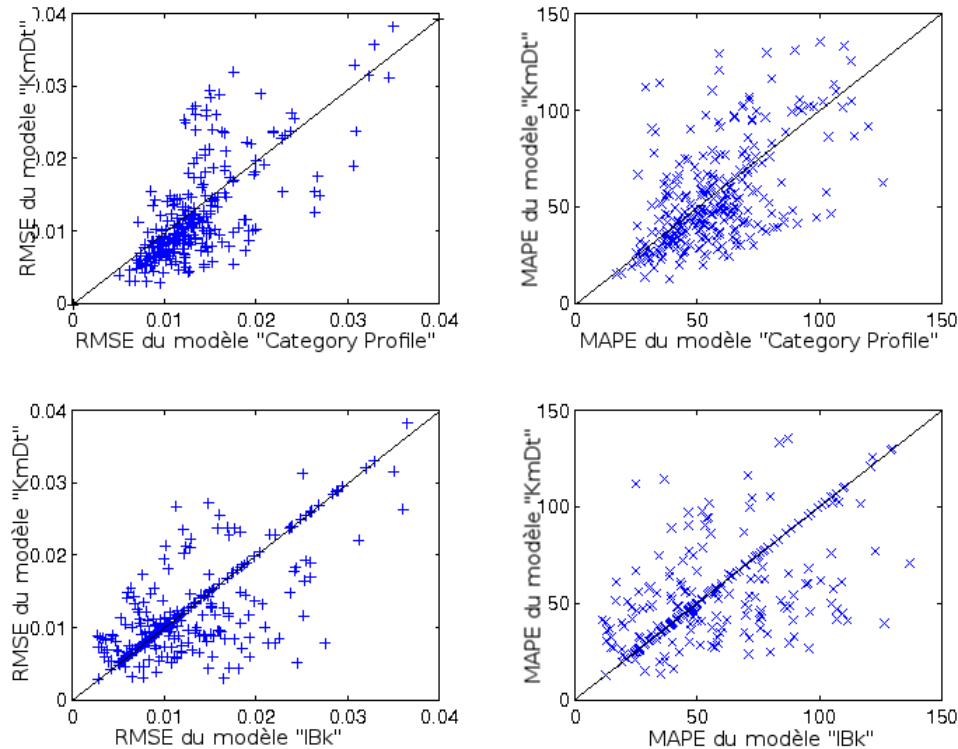


FIGURE 2.20 – RMSE et MAPE sur les 285 nouveaux articles

Un réseau de neurones siamois (siamese neural network, SNN) est composé de deux CNN jumelés qui ont deux entrées différentes et sont reliés par une fonction de similarité en sortie (figure 2.24). Les paramètres entre les deux CNN sont liés, ce qui permet de ne pas complexifier le modèle. De par sa structure, un SNN assure une certaine cohérence et symétrie des prévisions.

Les SNN ont été introduits dans un premier temps pour résoudre les problèmes de corrélation d'images, en particulier pour les vérifications de signatures manuscrites [BROMLEY et collab., 1993]. Par la suite d'autres applications sont apparues comme par exemple les travaux de CHOPRA et collab. [2005] où les propriétés des SNN sont utilisées pour la reconnaissance de visages. Plus récemment, ces modèles sont largement utilisées pour différentes applications de recherche visuelles telles que la reconnaissance de visages sur Facebook TAIGMAN et collab. [2014], ou encore pour mesurer la similarité entre les questions dans les forums communautaires collaboratifs [DAS et collab., 2016].

Ainsi, compte tenu des travaux mentionnés ci dessus, il apparaît que :

- l'analyse des images d'articles de mode peut constituer un apport intéressant pour la prévision des ventes de nouveaux articles,
- les réseaux de neurones convolutifs et siamois sont les outils les plus appropriés pour mettre en œuvre un traitement d'image pour la prévision des ventes de nouveaux articles.

2.5.1.2.2 Modèle de prévision de vente proposé. Le modèle proposé pour la prévision de ventes de nouveaux articles s'appuie sur un SNN pour définir les profils de ventes des nouveaux produits à partir des profils de ventes historiques, des attributs et des images des articles. Le rôle du SNN est de trouver quelles sont les caractéristiques des articles qui doivent être similaires pour garantir une similarité en terme de ventes.

Enfin d'intégrer les variables numériques et nominales (attributs) ainsi que les images, la structure standard d'un SNN est légèrement modifiée (figure 2.25). Cette modification permet de prendre en

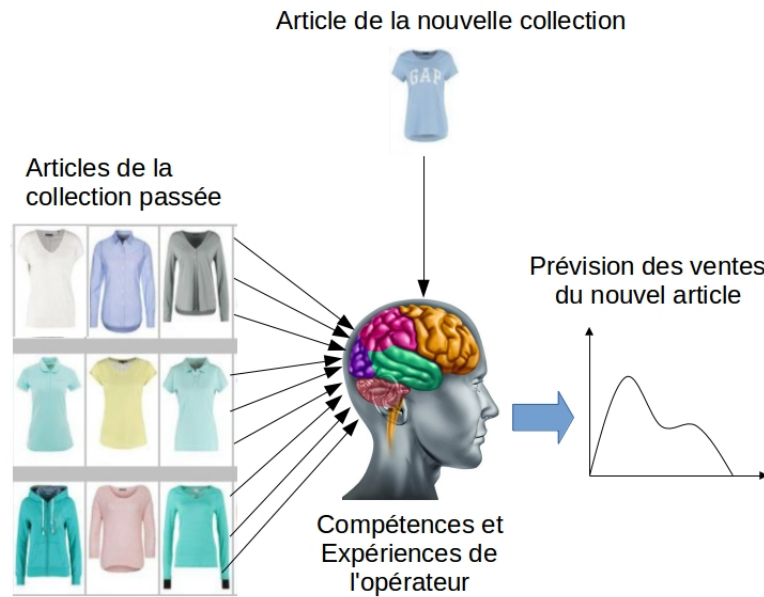


FIGURE 2.21 – Modèle de prévision de ventes de nouveaux articles basé sur l'expérience et les connaissances de l'opérateur

compte l'ensemble des données descriptives qui peuvent être apparentées à un ADN des articles de mode comme défini par BRACHER et collab. [2016].

La méthode développée est composée d'une phase d'apprentissage et d'une phase de test comme illustré en figure 2.26.

La phase d'apprentissage utilise le principe de la validation croisée en k échantillons pour définir et optimiser la structure du modèle. Cet apprentissage se déroule suivant quatre étapes :

1. Acquisition et pré-traitement des données historiques,
2. Entraînement du SNN pour modéliser les relations entre les profils de ventes et les caractéristiques des articles historiques de la base de données d'entraînement,
3. Prévision des profils de ventes des articles de la base de données de validation,
4. Optimisation du nombre d'articles les plus proches pour calculer la prévision finale.

Les étapes 2 et 3 sont ré-itérées lors du processus de validation croisée en k échantillons.

La phase de test est composée de 3 étapes :

1. Collecte des données des nouveaux articles,
2. Prévision des profils de ventes des nouveaux articles,
3. Évaluation des résultats et comparaison avec les modèles de références.

Acquisition et pré-traitement des données Les ventes hebdomadaires de l'ensemble des articles historiques sont extraites et normalisées pour obtenir les profils de ventes $\tilde{Q}_{i,w}$ comme suit :

$$\tilde{Q}_{i,w} = \frac{Q_{i,w}}{\sum_w Q_{i,w}}$$

avec $Q_{i,w}$ la vente de l'article i pour la semaine w .

Ces profils de ventes sont potentiellement fortement influencés par les variations de prix et autres actions commerciales. La prévision à long terme du profil de ventes d'un nouvel article vise à estimer les ventes avec le prix de vente d'origine. Ainsi, il est important d'effectuer une normalisation des profils historiques par rapport au prix de vente afin de supprimer ou réduire l'impact des variations de prix. Dans ces travaux, nous nous sommes appuyés sur le concept d'élasticité de la demande [GILLESPIE, 2011; PARKIN et collab., 2008; PNG, 1998], communément utilisé en économie,

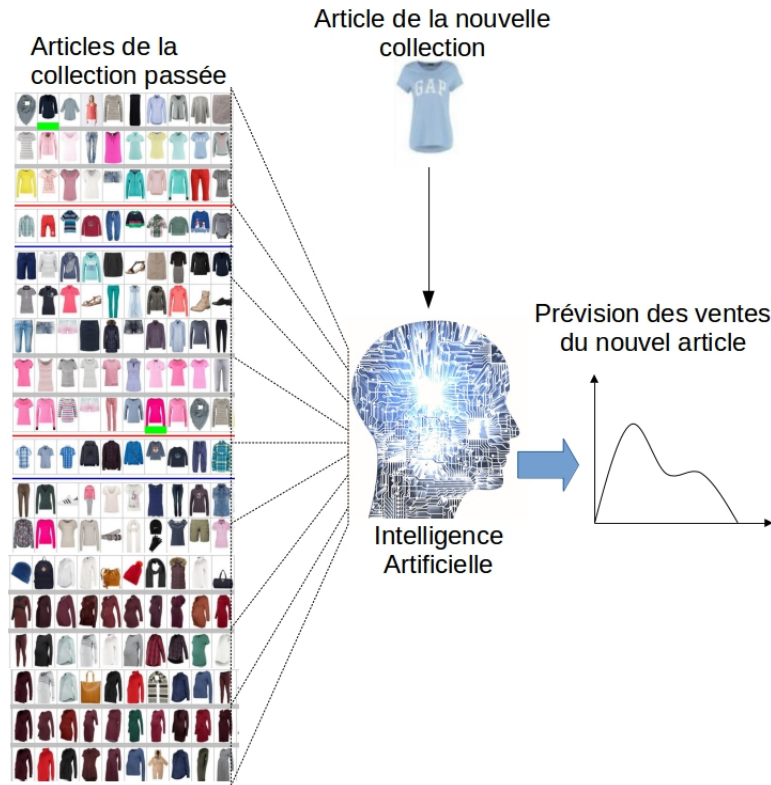


FIGURE 2.22 – Modèle de prévision de ventes de nouveaux articles basé sur l'intelligence artificielle

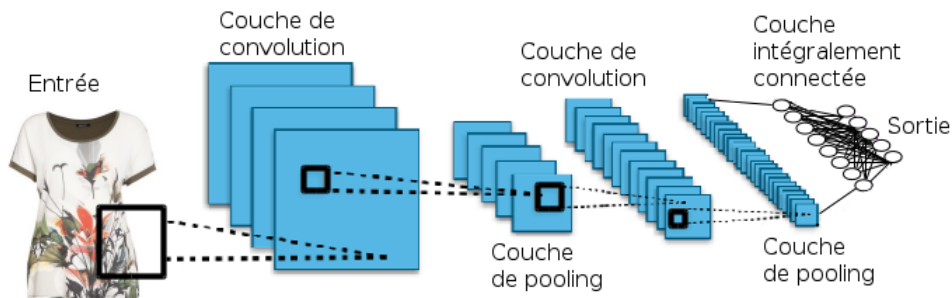


FIGURE 2.23 – Structure d'un réseau de neurones convolutif

pour cette normalisation. L'élasticité de la demande, ϵ , quantifie la réaction du consommateur par rapport aux variations de prix et est estimée à partir des ventes et du prix des articles selon l'équation suivante :

$$\epsilon = \frac{\Delta Q\%}{\Delta P\%}$$

avec Q les ventes et P le prix de vente.

A partir de ϵ , il est possible de calculer les profils de ventes normalisés en prix $\tilde{Q}_{i,w}$ par l'équation suivante :

$$\tilde{Q}_{i,w} = \frac{Q_{i,w}}{1 - d_{i,w}\epsilon}$$

avec $Q_{i,w}$ et $p_{i,w}$ le profil et le prix de vente de l'article i pour la semaine w , et $d_{i,w}$ le taux de réduction du prix défini tel que $p_{i,w} = \tilde{p}_i(1 - d_{i,w})$ avec \tilde{p}_i le prix original.

Par cette normalisation, les distances entre les profils de ventes calculés par la suite ne seront pas affectées par des variations ponctuelles générées par des promotions ou des soldes. La figure 2.27 montre un exemple de profil de ventes avant et après normalisation par le prix.

Les caractéristiques des articles historiques et des nouveaux articles sont extraites de la base

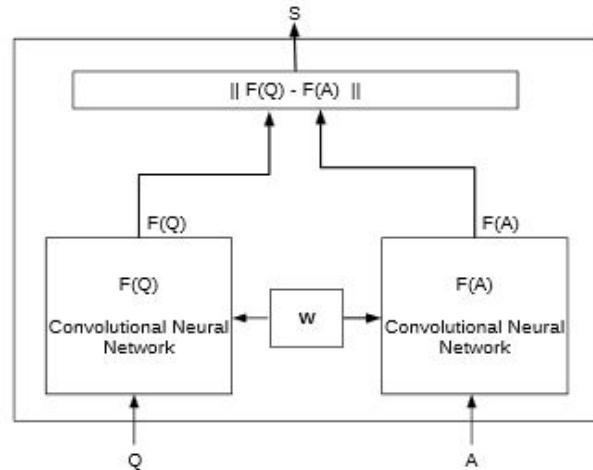


FIGURE 2.24 – Structure d'un réseau de neurones siamois

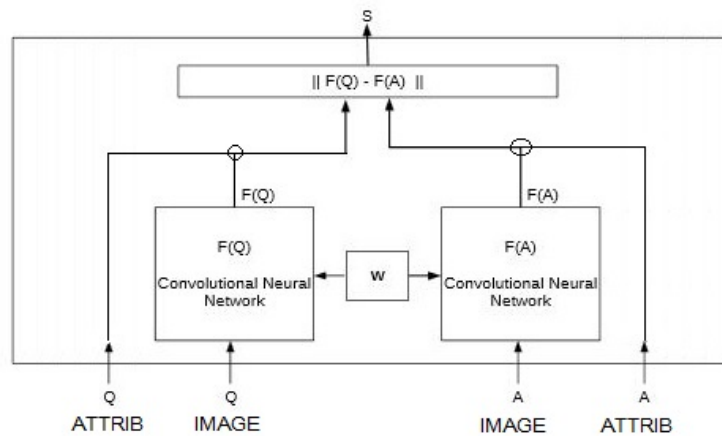


FIGURE 2.25 – Le SNN proposé avec une structure modifiée pour accueillir l'ensemble des données descriptives des articles

de données. Cela inclus : des variables numériques et nominales ainsi que les images des articles. Les images utilisées dans ces travaux sont les photographies utilisées par l'entreprise partenaire pour présenter les articles sur son site de vente en ligne. Ces photographies présentent les articles sans mannequin (c'est à dire non portés) et sur fond neutre.

Apprentissage par validation croisée en k échantillons. A partir des profils de vente obtenus, l'ensemble des distances entre les ventes des articles historiques est calculé selon la distance Euclidienne :

$$d_{i_1, i_2} = \|\tilde{Q}_{i_1} - \tilde{Q}_{i_2}\|_2 = \sqrt{\sum_w (\tilde{Q}_{i_1, w} - \tilde{Q}_{i_2, w})^2}$$

avec i_1 et i_2 deux articles historiques.

L'ensemble des données historiques I est partitionné en k sous ensembles I_1, I_2, \dots, I_k . Ainsi, k ensembles d'entraînement et de validation sont définis. Pour tout f de 1 à k , l'ensemble d'entraînement est composé des articles de $I \setminus I_f$ et l'ensemble de validation est composé des articles de I_f . Les données descriptives et les distances des articles de l'ensemble des données d'entraînement sont présentés deux à deux au SNN pour l'optimisation du modèle. Ensuite, le SNN permet de comparer les données descriptives de chaque article de l'ensemble de validation aux articles d'apprentissage pour prévoir la distances entre les profils de ventes. L'évaluation du modèle consiste à calculer le RMSE entre les distances des profils de ventes réelles et prévues.

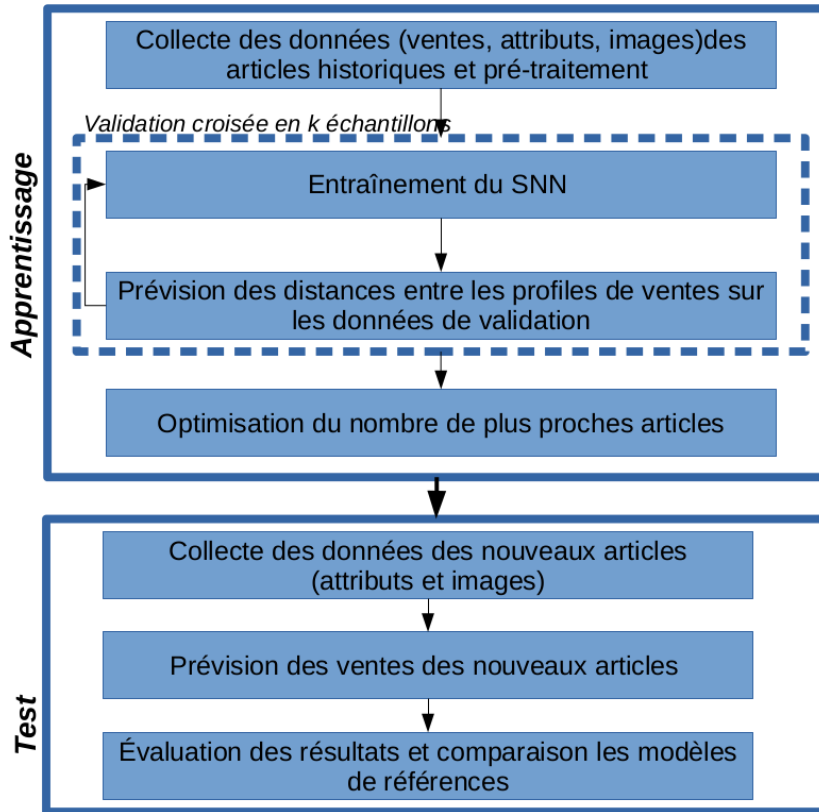


FIGURE 2.26 – Schéma de la méthodologie proposée

Il existe de nombreuses variantes de SNN avec diverses structures de CNN et différentes fonctions similarités.

Pour le CNN, nous avons testé deux alternatives : un réseaux appelé "ResNet50", proposé par **HE et collab. [2015a]**, et pré-entraîné sur l'ensemble de données "ImageNet" [**RUSSAKOVSKY et collab., 2015**], et un réseau "vierge" composé de trois couches de convolution combinés avec des couches ReLu (Rectified Linear Units) [**NAIR et HINTON, 2010**] et de pooling. Les deux modèles ont obtenus des résultats similaires. Par conséquent, seul le CNN "vierge" sera considéré dans la suite par soucis de clarté.

Concernant la fonction de similarité, l'approche la plus simple est d'utiliser directement une fonction de distance comme par exemple la distance Euclidienne ou la similarité cosinus. Cette approche a l'avantage d'être directe et simple, mais elle a également quelques inconvénients, notamment dans notre cas l'impossibilité d'ajouter des informations aux vecteurs de sortie des CNN comme requis par la structure modifiée du SNN utilisé (figure 2.25). Une approche plus générale consiste à modéliser la fonction de similarité par un réseau de neurones additionnel qui agit comme une fonction de distance adaptative et réglable [**ZAGORUYKO et KOMODAKIS, 2015**]. Les entrées de ce réseau de neurones sont les vecteurs composés des attributs et des sorties des CNN. A la fin de ce processus d'apprentissage, une prévision des distances entre les ventes de chaque paire d'articles historiques a été effectué selon le principe de la validation croisée en k échantillons.

Optimisation des paramètres Les prévisions des profils de ventes de chaque article historique sont ensuite calculées à partir des distances prévues. Ainsi, la prévision du profil de ventes d'un article $i \in I_f$ ($1 \leq f \leq k$) est la moyenne des profils de ventes des articles $j \in I \setminus I_f$ les plus proches selon la distance prévue $\tilde{d}_{i,j}$ par le SNN. Nous définissons L_i^n l'ensemble des articles ayant les n plus faibles distances prévues de l'article i . La prévision du profil de ventes de l'article i est alors donnée par la relation suivante :

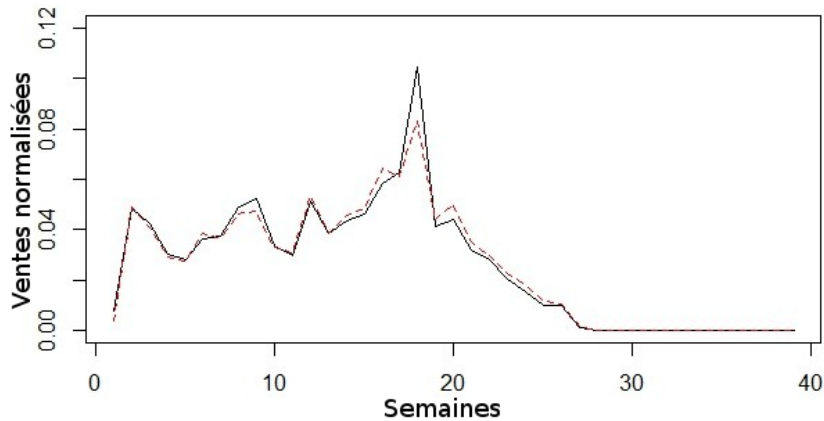


FIGURE 2.27 – Exemple de profil de ventes avant et après la normalisation par le prix

$$\hat{Q}_i^n = \frac{\sum_{j \in L_i^n} \tilde{Q}_j}{n}$$

Cette prévision est alors comparée au profil de ventes réel pour calculer l'erreur de prévision E par l'intermédiaire du RMSE :

$$E^n = \sum_{i \in I} \|\hat{Q}_i^n - \tilde{Q}_i\|_2$$

Le choix du nombre de plus proches voisins à considérer, n , est crucial pour la performance du modèle. En effet, si n est trop faible, la prévision peut être fortement influencée par des profils singuliers ou des erreurs de prévision du SNN. Si n est trop grand, la prévision convergera vers un profil moyen peu précis. Ainsi, il est important de choisir le nombre n^* qui minimise l'erreur de prévision globale E^{n^*}

Test du modèle. Suite à la phase d'apprentissage, le modèle obtenu est testé sur les articles de la nouvelle collection selon la même méthodologie que celle employée lors de l'étape de validation. Afin de pouvoir quantifier les performances de notre modèle, deux autres méthodes sont également mises en œuvre sur les mêmes données : un modèle naïf basé sur des profils moyens par catégories commerciales, appelé *Category Profile*, et le modèle que nous avons développé et décrit en section 2.5.1.1, appelé *KmDt*. Il faut noter que ce dernier modèle n'utilise pas les images des articles.

2.5.1.2.3 Mise en œuvre sur des données réelles. Le modèle proposé est appliqué sur des données réelles issues d'une enseigne de mode prêt à porter Italienne. Les articles sont des hauts et des T-Shirts pour femme, des collections printemps/été 2015 et 2016 pour les articles historiques et 2017 pour les nouveaux articles. Ainsi, la base de données utilisée contient 360 articles historiques et 88 nouveaux articles. Les attributs disponibles et utilisées en complément des images sont : le prix initial, la durée de vie, la date de lancement, les sous catégories et le type d'étoffe principale.

Apprentissage du modèle. Pour rappel, le SNN utilisé est constitué de deux CNN identiques constitués de trois couches convolutives combinées à des couches de pooling. Les deux vecteurs de sorties des CNN sont concaténés avec les attributs des articles. Les vecteurs résultants alimentent ensuite un réseau de neurones de trois couches intégralement connectés qui opère comme une fonction de similarité. Enfin, la non linéarité de la modélisation est assurée par des couches de type ReLu (rectified linear units) pour les CNN et la fonction de similarité.

La figure 2.28 montrent l'évolution de l'erreur de prévision pendant le processus d'entraînement. Environ 40000 itérations de l'algorithme du gradient ont été effectuées en utilisant la méthode

Adam proposée par KINGMA et BA [2015] qui est considérée comme l'une des méthodes les plus efficaces pour les applications d'apprentissage profond dans les domaines de vision artificielle ou de traitement de langage naturel [RUDER, 2016]. Afin d'éviter le problème de sur-apprentissage la méthode de décrochage (dropout) est utilisée [SRIVASTAVA et collab., 2014]. Cette technique consiste à désactiver aléatoirement et temporairement des neurones à chaque itération pour éviter que différents neurones apprennent les mêmes motifs. La stagnation de l'erreur de validation indique que le processus est terminé (figure 2.28).

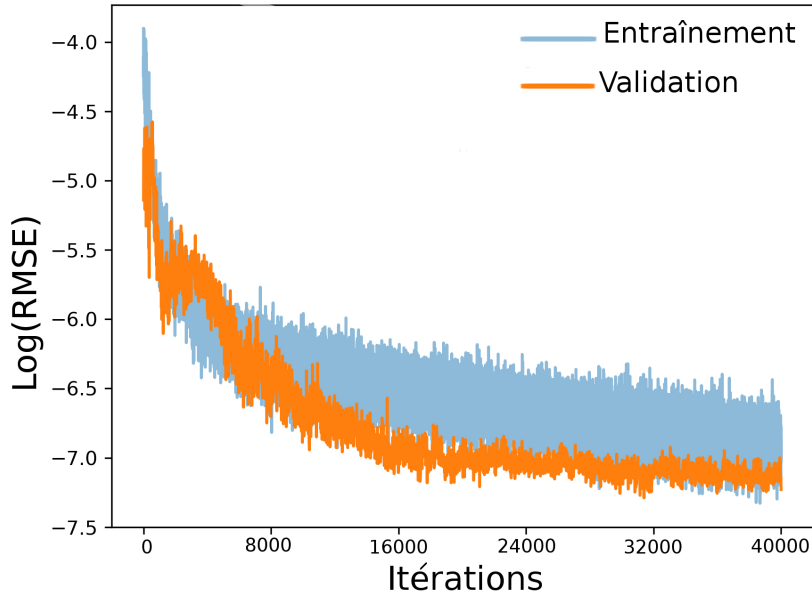


FIGURE 2.28 – Évolution du RMSE pendant les étapes d'entraînement et de validation

La figure 2.29 permet de comparer les distances réelles $\{d_{i,j}\}_j$ et prévues $\{\tilde{d}_{i,j}\}_j$ entre les profils de ventes d'un article $i \in I_f$ et des articles $j \in I \setminus I_f$ lors de l'étape de validation. Le nuage de points obtenus est clairement orienté selon la diagonale, ce qui démontre que le SNN est capable d'extraire des informations pertinentes des images pour prévoir les distances entres ventes.

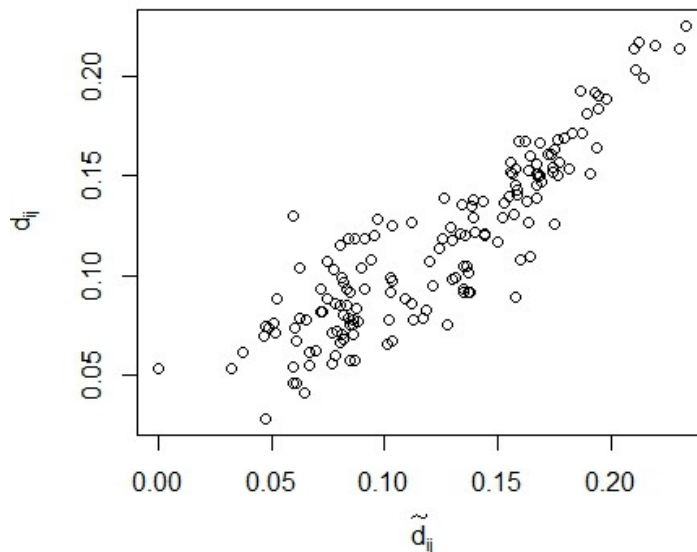


FIGURE 2.29 – Comparaison des distances réelles ($d_{i,j}$) et prévues ($\tilde{d}_{i,j}$) pendant l'étape de validation

A partir des distances prévues, le choix du nombre optimal de plus proches voisins n^* est

ensuite effectué en simulant les prévisions de profils de ventes pour différents n . La figure 2.30 montre l'évolution du RMSE moyen sur les articles historiques en fonction de n . Il apparaît que le paramètre n est très influent sur la précision des prévisions et que l'optimum est obtenu pour $n^* = 20$.

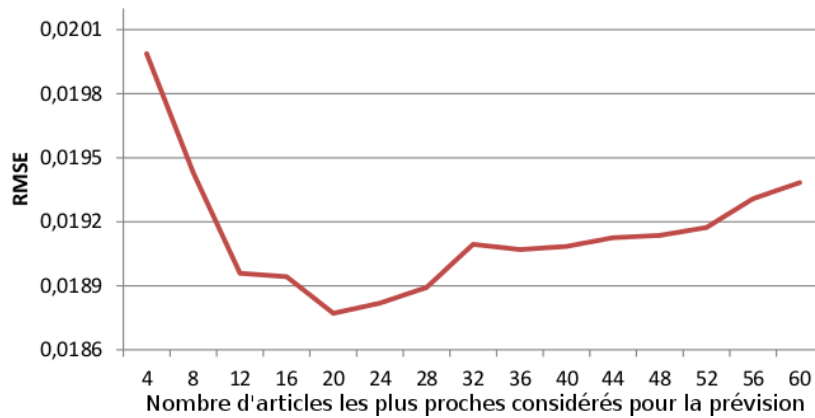


FIGURE 2.30 – Évolution du RMSE moyen sur les articles historiques en fonction du nombre de plus proches voisins considérés n .

Prévision des ventes des nouveaux articles et comparaison des résultats. Le modèle de prévision final, appelé *SNN20*, s'appuie donc sur les 20 plus proches articles donnés par le SNN issu du processus d'apprentissage. Ce modèle est appliqué aux 88 nouveaux produits. Un exemple de prévision est présenté en figure 2.31. Pour soucis de clarté et afin de faciliter la compréhension, le nombre de plus proches articles est délibérément limité à 3 sur cette illustration.

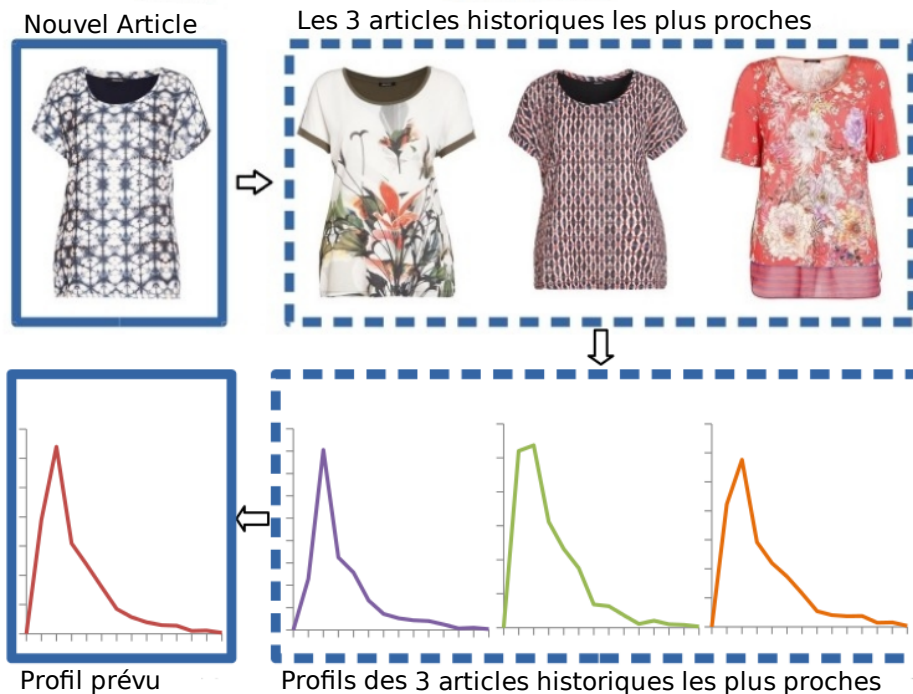


FIGURE 2.31 – Exemple de prévision du profil de ventes d'un nouvel article avec les 3 plus proches articles

Les prévisions sont également réalisées à l'aide des modèles *Category Profile* et *KmDt* pour comparaison. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 2.2.

De façon générale, notre modèle *SNN20* permet de réduire l'erreur de prévision par rapport aux deux autres modèles. Il peut également être noté qu'une valeur plus petite (modèle *SNN4*) ou

	<i>Category Profile</i>	<i>KmDt</i>	<i>SNN4</i>	<i>SNN60</i>	<i>SNN20</i>
RMSE moyen	0.0234	0.0199	0.0200	0.0194	0.0188
% d'amélioration du RMSE avec <i>SNN20</i>	19.6%	5.5%	6%	3%	-

TABEAU 2.2 – Comparison of mean RMSE on test data

plus grande (modèle *SNN60*) du nombre n réduit les performances du modèle sur les données de test confirmant ainsi les observations établies lors de l'étape de validation. Cependant, une analyse plus spécifique des résultats montre quelques problèmes sur certains articles. La figure 2.32 montre les pourcentages d'amélioration du RMSE apportés par notre modèle par rapport à ces concurrents. Le modèle *Profile Category* est supérieur au modèle *SNN20* pour un nombre très limité d'articles. Mais le modèle *KmDt* obtient de meilleures prévisions sur presque un quartile de l'ensemble des nouveaux articles.

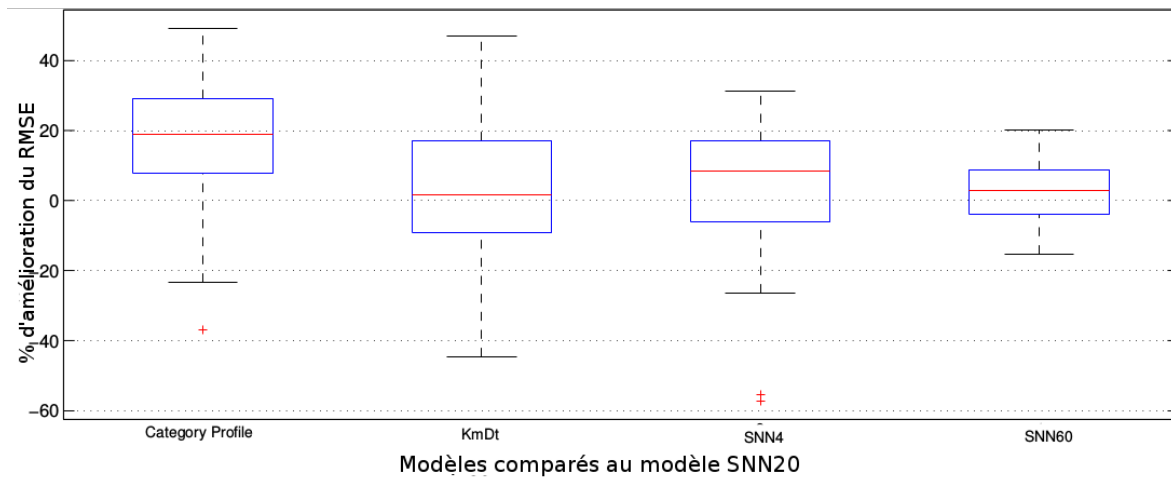


FIGURE 2.32 – Amélioration du RMSE par le modèle *SNN20* comparé aux autres modèles

Cette même observation peut également être réalisée sur la figure 2.33 où les RMSE des différents modèles sont comparés par produit. Cette figure permet d'identifier les produits sur lesquels le modèle *SNN20* est en échec.

Afin d'analyser plus profondément les faiblesses de notre modèle, la figure 2.34 illustre les profils de ventes des articles pour lesquels le modèle *SNN20* obtient les plus faibles résultats face au modèle *Category Profile* (qui est le modèle le moins performant selon le tableau 2.2). Deux raisons principales peuvent être formulées pour expliquer ces mauvaises performances :

- Pour les articles A et B, les ventes réelles peuvent être qualifiées de très fluctuantes et erratiques. Ceci peut provenir de différents facteurs exogènes. La prévision des ventes de ce type d'articles est très difficile car le modèle ne peut pas prendre en compte de tels facteurs sur un horizon à long terme. De ce fait, il n'est pas illogique que le modèle basé sur une moyenne globale obtienne de meilleurs résultats.
- Pour les articles C et D, l'erreur de prévision est principalement causée par une mauvaise prise en compte de la date de début des ventes. Ce problème ne doit pas survenir dans le cadre d'une utilisation réelle du modèle dans le mesure où cette date est connue et contrôlée par l'entreprise. Ainsi, l'opérateur peut recalculer les prévisions à la bonne date si cette dernière est modifiée.

De la même façon, la figure 2.35 illustre les quatre meilleures prévisions obtenues par le modèle *SNN20* comparé au modèle *KmDt*, qui est le modèle concurrent le plus performant selon le tableau 2.2. Il faut remarquer, que sur ces quatre exemples, la précision obtenue par le modèle *SNN20* est très satisfaisante pour une prévision de ventes de nouveaux articles à long terme.

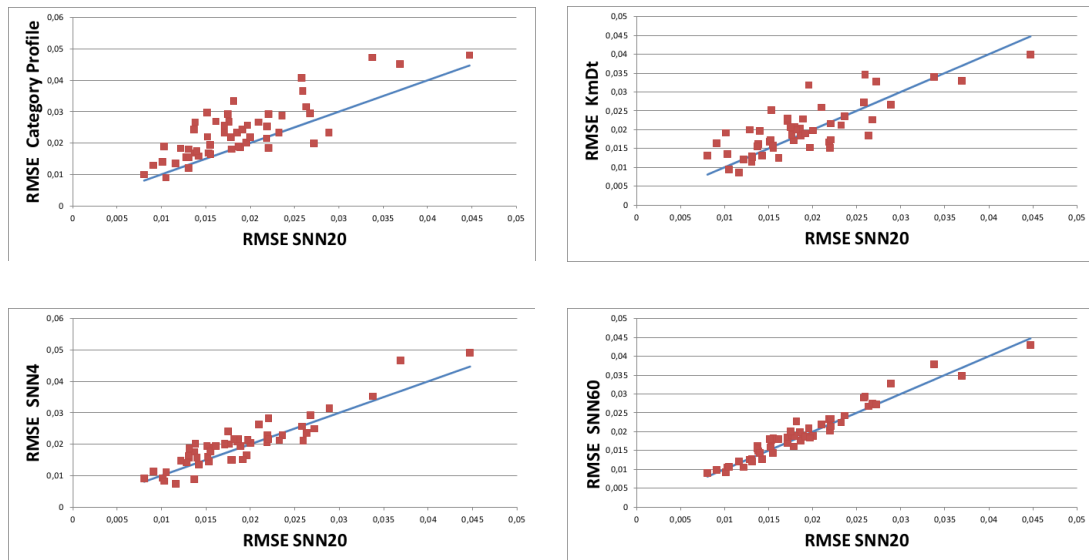


FIGURE 2.33 – Comparaison du RMSE par produit entre le modèle *SNN20* et ses concurrents

2.5.2 Contribution à la prévision des ventes d'articles modes sur un horizon court terme

L'objectif principal de la prévision des ventes sur un horizon court terme est d'approvisionner les articles aux magasins en cours de saison. Pour ce type de prévision, les différentes contraintes suivantes sont à prendre en compte :

- le réseau de vente des enseignes est généralement composé de nombreux magasins,
- les magasins sont approvisionnés depuis le ou les entrepôts,
- les surfaces de ventes, souvent réduites, sont très limitées en terme de capacité stockage.

Par conséquent, les approvisionnements des magasins sont très fréquents (de 1 à 5 par semaine) et les quantités livrées par SKU sont faibles. Il est donc essentiel d'allouer les bons produits ou bons endroits, et plus particulièrement pour les enseignes basées sur une stratégie "fast fashion". En effet, le principe de cette stratégie est de renouveler continuellement l'offre en proposant un très grand nombre d'articles différents, produits en petites séries et de courtes durées de vie [CARO et GALLIEN, 2010]. La mise en œuvre du "Fast Fashion" nécessite une organisation spécifique. L'exemple le plus représentatif de ce concept est sans doute l'enseigne Zara du groupe Inditex. Lorsque les entreprises de l'industrie de l'habillement ont besoin de 6 à 9 mois pour mettre un article sur le marché, Zara réduit ce délai entre 2 et 5 semaines [CARO et GALLIEN, 2007].

Cette stratégie est donc très exigeante en terme de prévision de ventes et principalement sur l'horizon court terme. En effet, le modèle doit prendre en compte :

- l'incertitude de la demande encore plus accentuée pour les produits "fast fashion" à cause des changements continus des tendances et styles,
- le nombre très limité de données de ventes compte tenu de la durée de vie courte des produits,
- le délai très court entre deux approvisionnements et le nombre d'articles très important qui impliquent un temps de calcul très court pour effectuer les prévisions par produits [CHOI et collab., 2014].

Ainsi, le système de prévision des ventes que nous avons développé [BRAHMADEEP et THOMASSEY, 2016] vise à répondre à ces nouveaux enjeux. Ce système est composé de trois modèles connectés entre eux (figure 2.36) :

- un modèle de prévision à long terme, identique à celui présenté en section 2.5.1.1,

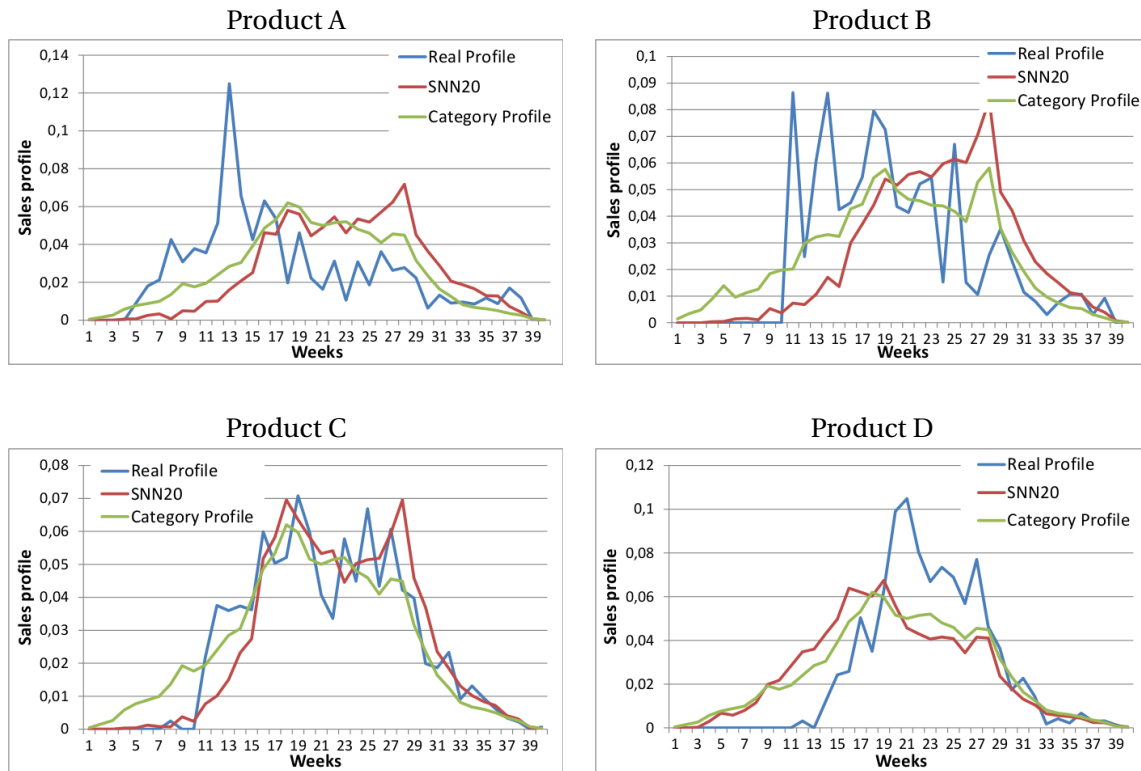


FIGURE 2.34 – Les quatre plus mauvaises prévisions obtenues par le modèle *SNN20* face au modèle *Category Profile*

- un modèle de prévision à court terme qui ajuste la prévision long terme en cours de saison,
- un modèle d’approvisionnement optimise les allocations de stocks en fonction des prévisions.

Seul le modèle de prévision à court terme sera développé dans cette section. En effet le modèle de prévision à long terme a été détaillé précédemment et le modèle d’approvisionnement est basé sur les travaux décrits dans le chapitre 3.

2.5.2.1 Principe du modèle de prévision proposé

Le principe du modèle de prévision de ventes à court terme est de s’appuyer sur les dernières ventes hebdomadaires connues pour ajuster les prévisions réalisées à long terme. La durée de vie d’un article "fast fashion" étant très courte, le modèle doit être capable de s’adapter très rapidement. Ainsi, notre modèle considère uniquement les deux dernière semaines de ventes pour prévoir les ventes de la semaine suivante.

Pour réaliser cette tâche, un réseau de neurones de type Extreme Learning Machine (ELM) a été utilisé. En effet, compte tenu des contraintes précisées précédemment et des travaux mentionnés en section 2.4.2.1, les ELM apparaissent particulièrement adaptés notamment pour leur capacité d’apprentissage et de généralisation avec un nombre limité de données sur un temps de calcul raisonnable.

Par conséquent, notre système de prévision à court terme s’appuie sur un ELM similaire à celui proposé par [GUANG-BIN HUANG et collab. \[2012\]](#). Les fonctions d’activation des neurones de la couche cachée sont des fonction sigmoïdes. Pour réaliser une prévision de la vente de la semaine $t+1$, notre modèle considère en entrée : les ventes réelles des semaines $t-1$ et t , ainsi que les prévisions long terme des semaines $t-1$, t et $t+1$ (figure 2.37). Ainsi, le système est capable d’apprendre à ajuster les prévisions long terme en fonction des dernières ventes. L’approvisionnement hebdomadaire des magasins s’appuie sur les prévisions long terme pour l’implantation des articles en

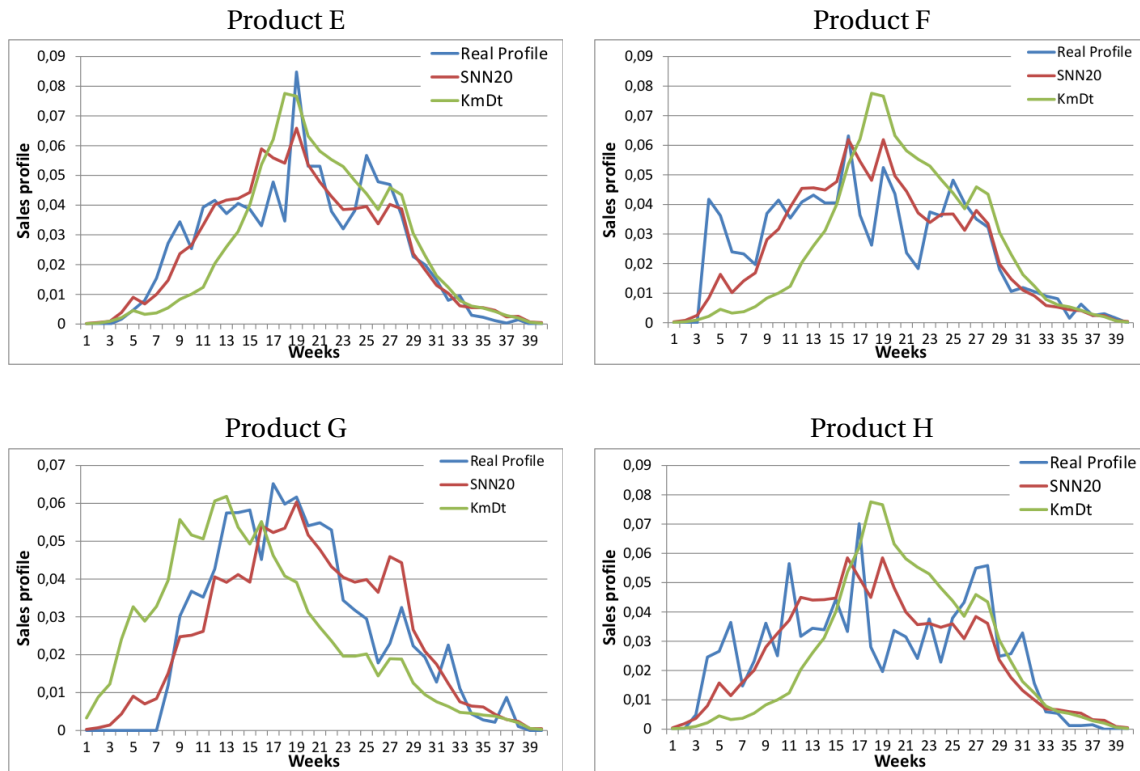


FIGURE 2.35 – Les quatre meilleures prévisions obtenues par le modèle *SNN20* face au modèle *KmDt*

magasin qui doit couvrir les deux premières semaines de ventes. Ensuite, l’approvisionnement est dirigée par les prévisions à court terme.

Afin de palier au problème d’instabilité de l’ELM, 100 répliques sont exécutées pour chaque prévision. La prévision finale est la moyenne des résultats de ces répliques. Cette technique est communément utilisée lors de la mise en œuvre d’ELM et est un bon compromis entre le temps de calcul et la stabilité [SUN et collab., 2007; YU et collab., 2011].

Le nombre optimal de neurones de la couche cachée est un paramètre essentiel pour les performances de l’ELM. Ainsi, ce nombre est obtenu par validation croisée à partir du jeu de données d’apprentissage.

2.5.2.2 Mise en œuvre sur des données réelles

Les données utilisées proviennent d’un distributeur français de prêt à porter. Le jeu de données d’apprentissage est composé de 482 articles et le jeu de données de test contient 142 articles. La durée de vie des articles est de 4 semaines (58% des articles), 6 semaines (28%) ou 8 semaines (14%). La période de ventes de la collection des articles du jeu de données test s’étend sur 12 semaines.

Afin d’évaluer les bénéfices notre approche, les scénarios suivants sont testés :

- Approvisionnement des magasins en fonction du modèle proposé, c’est à dire avec deux modules de prévision, long et court termes,
- Approvisionnement des magasins en fonction uniquement des prévisions à long terme,
- Approvisionnement des magasins par recomplètement des stocks. Les deux premières semaines de ventes sont estimées à partir des quantités prévues pour la collection.
- Approvisionnement uniforme basé sur les ventes moyennes.

Sur les données d’apprentissage, le nombre optimal de neurones est de 35 comme illustré en figure 2.38.

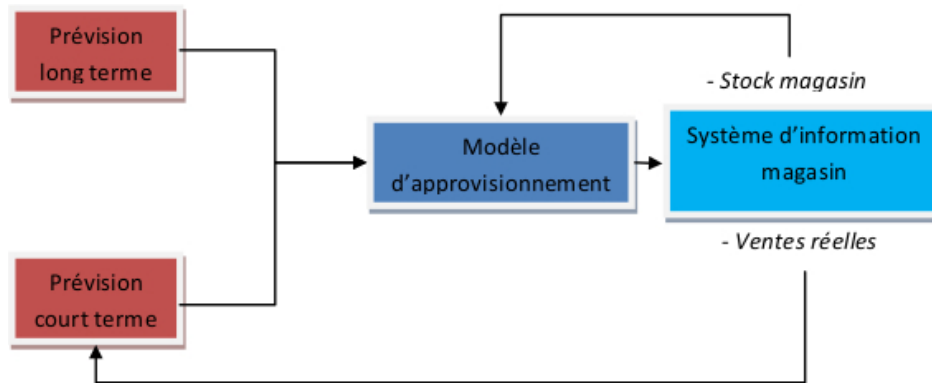


FIGURE 2.36 – Principe du système de prévision de ventes à court terme

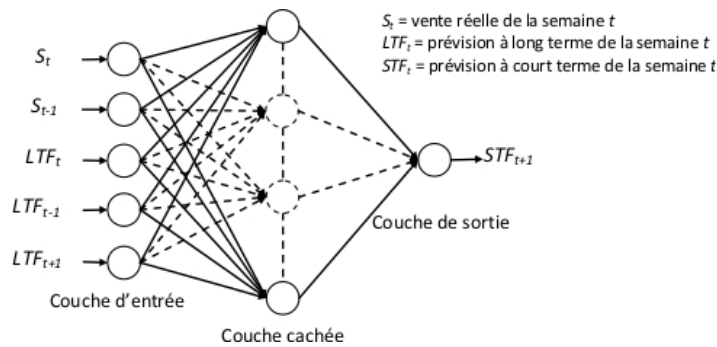


FIGURE 2.37 – Le réseau de neurones ELM utilisé pour la prévision à court terme

Sur les exemples de prévisions présentés en figure 2.39, la capacité de l'ELM à corriger les erreurs des prévisions long terme est clairement illustrée. De façon globale sur les 142 nouveaux articles, la prévision court terme permet de réduire le RMSE de 13.65% par rapport à la prévision initiale réalisée à long terme. Les pourcentages d'amélioration par produit sont détaillés en figure 2.40.

Enfin, le système proposé fournit des avantages intéressants en terme d'approvisionnement des magasins. En effet, à partir de ces prévisions les bénéfices sont doubles : la quantité de ventes réalisées est plus importantes et le nombre d'articles en stock à la fin de saison est plus faible (figure 2.41). Le profit est donc optimisé puisque plus de produits sont vendus en marge pleine.

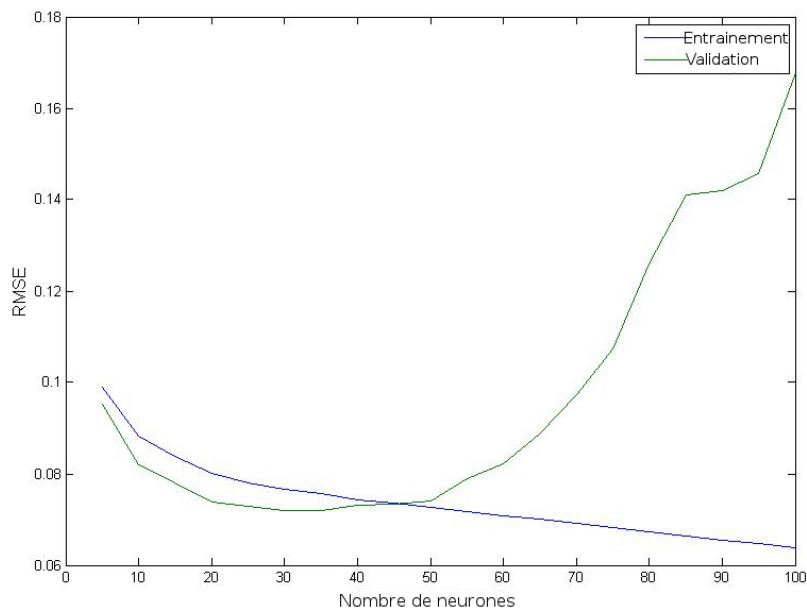


FIGURE 2.38 – RMSE sur les données d’entraînement et de validation en fonction du nombre de neurones

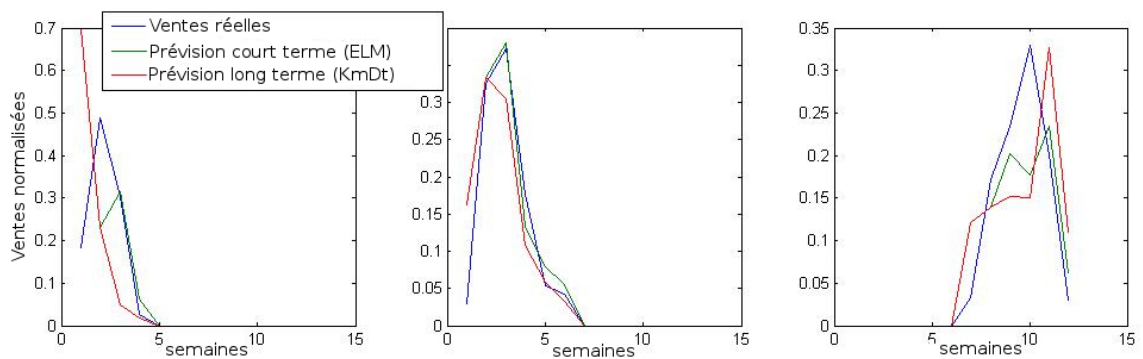


FIGURE 2.39 – Exemples de prévisions à court et long termes

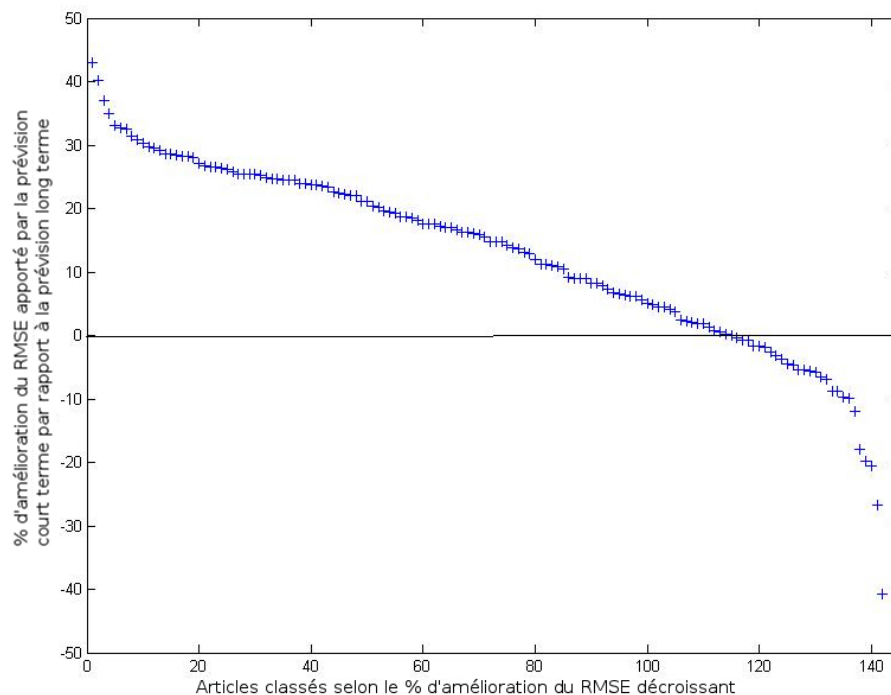


FIGURE 2.40 – Pourcentages d’amélioration du RMSE par produit

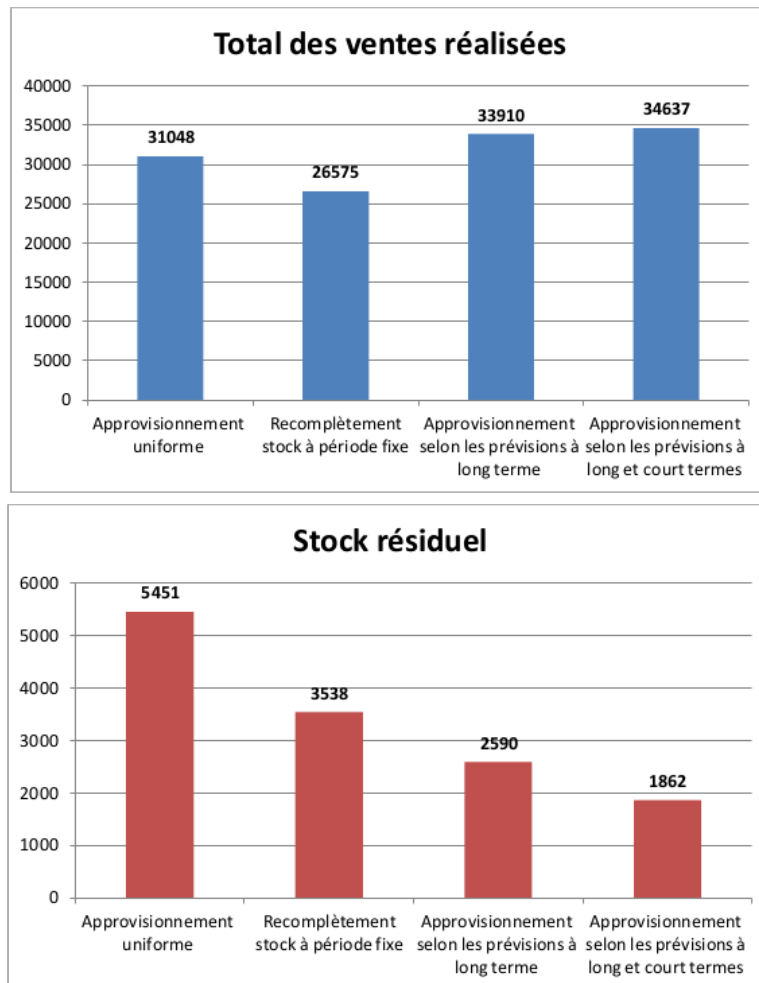


FIGURE 2.41 – Ventes totales et stock résiduel pour les 4 scénarios d'approvisionnement

2.6 Contribution à l'analyse du comportement du consommateur pour la prévision des ventes dans le secteur de la mode

Les modèles de prévision de ventes proposés dans la section précédente sont indispensables pour l'élaboration de prévisions plus précises. Néanmoins, pour plus d'efficacité, ces modèles doivent prendre en compte des analyses plus larges sur l'environnement de vente des produits, comme les nouvelles tendances commerciales ou les nouveaux modes de consommation. Ainsi, le développement du système de prévision de ventes d'articles de mode présenté en figure 2.2 doit intégrer une analyse poussée du comportement du consommateur dans l'environnement dynamique de la mode.

Dans ce sens, mes travaux de recherche décrits dans cette section s'orientent vers trois thématiques :

- L'analyse des données clients au travers de l'étude des données issues des réseaux sociaux,
- L'analyse des impacts de la mode éthique et durable sur le comportement du consommateur.
- La traçabilité des consommateurs dans les espaces de vente.

2.6.1 Analyse des données clients

L'analyse des données clients est devenue une thématique très prisée par les entreprises, et plus particulièrement par les départements de marketing. Ces analyses peuvent également apporter des informations pertinentes pour établir des prévisions de ventes. Les travaux débutés en 2017 avec la thèse de Chandadevi Giri [[GIRI, Thèse en cours](#)] ont pour objectifs de :

1. Définir les profils de consommateurs à partir des données de ventes, de réseaux sociaux, de bases de données clients,...
2. Développer une classification des styles de vêtements à partir de différents attributs (incluant les images) et connaissances des stylistes de mode.

Les résultats obtenus pourront ensuite être intégrés dans un système de prévision des ventes et un système de recommandation (figure 2.42).

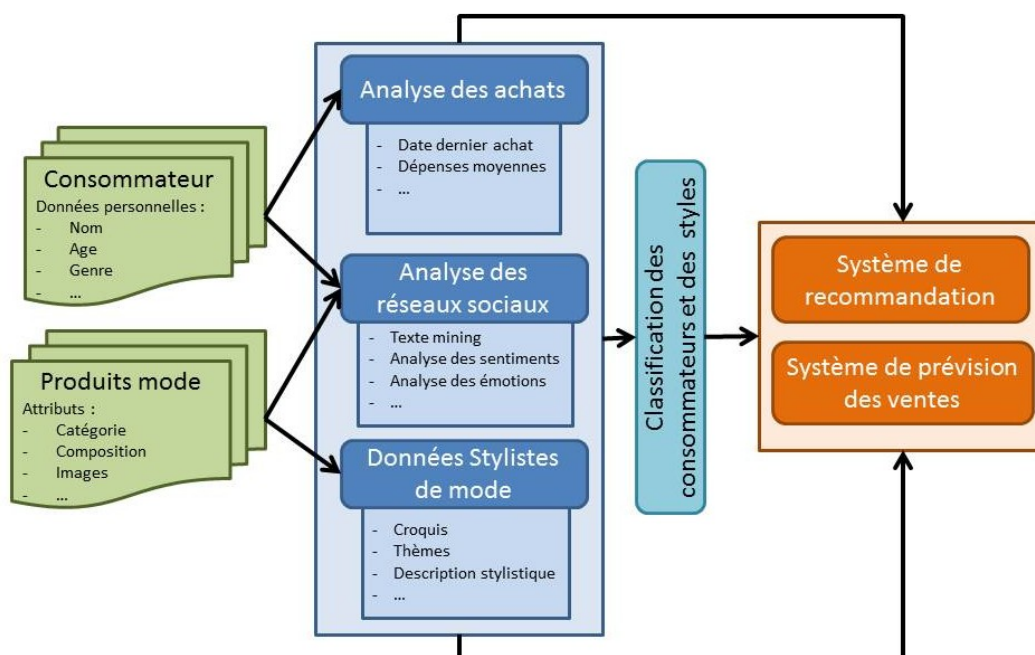


FIGURE 2.42 – Principe général de la thèse de Chandadevi Giri

Des premiers résultats ont été obtenus sur l'analyse des achats des consommateurs [GIRI et collab., 2018b] et l'analyse des données des réseaux sociaux [GIRI et collab., 2018a].

Nos premiers travaux [GIRI et collab., 2018b] sur l'analyse des achats sont basées sur une segmentation des consommateurs par semestre à partir de la date de leur dernier achat. A partir de cet indicateur et de leurs éventuels achats précédents, les clients sont référencés dans une des catégories suivantes : inactifs, peu actifs, actifs, très actifs, nouveaux clients. Enfin, une matrice de transition permet une première analyse temporelle du comportement des consommateurs et du chiffre d'affaire par segment.

Cette étude a été menée sur une base de données réelles composée de 5770844 transactions de 1020923 clients différents entre janvier 2015 et décembre 2016 (14 mois). Les matrices de transitions générées à partir de ces données sont représentées en tables 2.3 et 2.4. Ces matrices, communément utilisées en marketing, permettent de quantifier les mouvements de clients entre les catégories. Par exemple, nous pouvons constater que 68861 nouveaux clients du semestre 1 deviennent des clients inactifs sur le second semestre de l'étude.

Semestre 1 / Semestre 2	Inactifs	Peu actifs	Actifs	Très actifs	Nouveaux clients
Inactifs	83293	12661	4869	8986	-
Peu actifs	208564	48854	15118	24620	-
Actifs	64694	19288	8322	16226	-
Très actifs	37687	25518	13197	36721	-
Nouveaux clients	64861	14182	5430	9628	-

TABLEAU 2.3 – Matrice de transition par catégorie de clients

Semestre 1 / Semestre 2	Inactifs	Peu actifs	Actifs	Très actifs	Nouveaux clients
Inactifs	0.758	0.115	0.044	0.081	-
Peu actifs	0.701	0.164	0.051	0.082	-
Actifs	0.596	0.178	0.077	0.149	-
Très actifs	0.333	0.225	0.117	0.324	-
Nouveaux clients	0.689	0.151	0.102	-	-

TABLEAU 2.4 – Matrice de transition en probabilités

Ainsi, il est possible de donner une vision de l'évolution des différentes catégories clients pour les prochains semestres. La figure 2.43 présente cette analyse sur les données considérées. Afin de pouvoir exploiter de tels résultats, cette étude préliminaire doit être approfondie en intégrant d'autres paramètres et en mettant en œuvre des techniques d'analyse plus performantes.

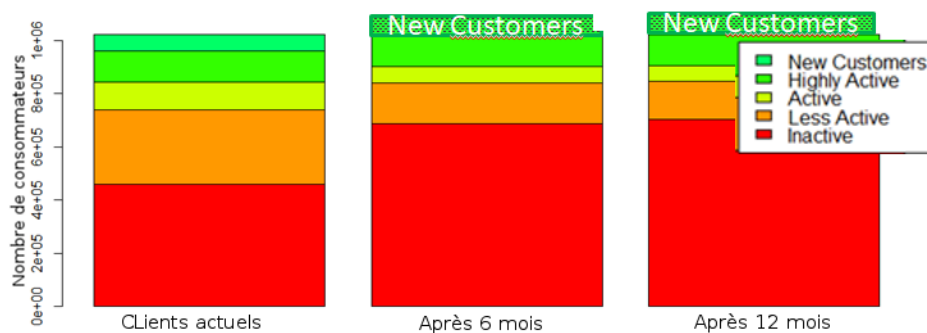


FIGURE 2.43 – Évolutions des catégories de clients en fonction de la matrice de transition en probabilité

Les réseaux sociaux sont devenus un vecteur très intéressant pour connaître les opinions, les émotions, les sentiments,... d'une population. Les données issues de ces réseaux sont donc une source pertinente pour connaître le comportement des consommateurs et potentiellement améliorer les systèmes de prévisions. Plusieurs études sur l'exploitation des réseaux sociaux dans le domaine de la mode sont apparues dernièrement dans la littérature. Par exemple les travaux de **BEHESHTI-KASHI et collab. [2018]** proposent un système d'aide aux achats de produits mode à partir de l'analyse des données issues des réseaux sociaux. Les réseaux sociaux permettent également une analyse plus approfondie et surtout plus directe des sentiments et des émotions des consommateurs [**ORTIGOSA et collab., 2014**]. Principalement utilisée en marketing, cette approche peut apporter des avantages concurrentiels aux entreprises [**HE et collab., 2015b**]. Ainsi, afin d'envisager l'utilisation de telles informations pour la prévision des ventes, nous avons mené une étude exploratoire sur le marché de la mode pour acquérir, traiter et analyser des données issues des réseaux sociaux [**GIRI et collab., 2018a**]. Différentes techniques issues de l'intelligence artificielle existent pour analyser les émotions et les sentiments à partir de données issues des réseaux sociaux, comme notamment les "Support Vector Machines" (SVM) [**REZWANUL et collab., 2017**]. Cependant, compte tenu du faible nombre de données disponibles pour notre étude exploratoire, nous avons utilisé un classifieur Bayésien naïf. Notre test a porté sur l'analyse des tweets relatifs aux fameuses marques d'articles de mode "Levis" et "Zara", sur le réseau social Twitter pendant 10 jours. Après une étape indispensable de nettoyage pour éliminer les différents mots et caractères superflus, les tweets sont classifiés dans sept catégories d'émotions : "joy", "sadness", "anger", "surprise", "fear", "disgust" et "unknown". Les résultats obtenus sont illustrés en figures 2.44 et 2.45.

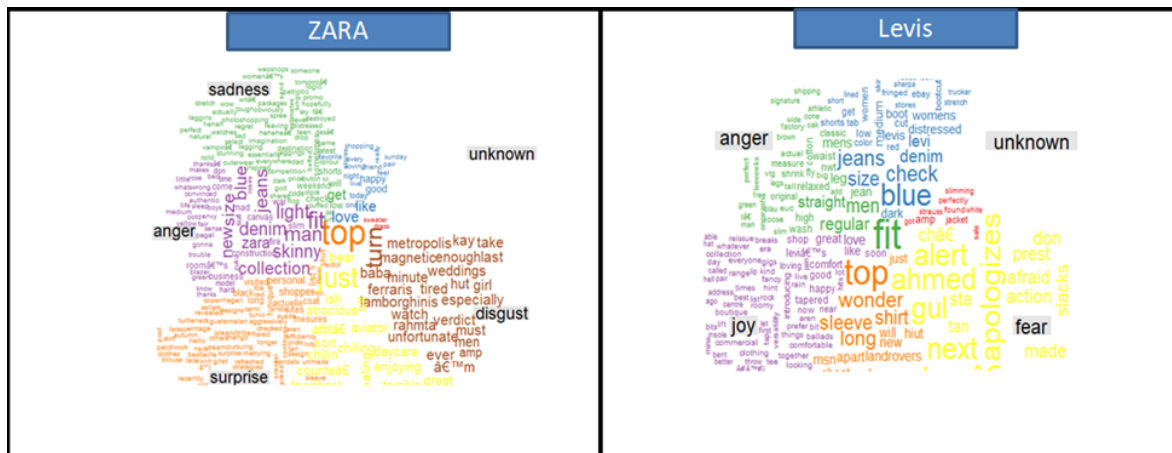


FIGURE 2.44 – Le nuage de mots extraits des tweets relatifs aux marques "Zara" et "Levis" et leurs classes émotionnelles

Il apparaît que les techniques utilisées permettent d'extraire des informations concernant les émotions et les sentiments vis à vis d'une marque. Cette approche pourrait être également réalisée sur des produits spécifiques et sur des localisations précises. Ces informations sont très intéressantes pour appréhender le comportement du consommateur et peuvent contribuer à améliorer les prévisions de ventes. Néanmoins, cette étude préliminaire montre que de nombreuses données sont classées dans la catégorie "inconnue", et par conséquent, ne sont pas exploitables. L'analyse des sentiments à partir des réseaux sociaux nécessitent la mise en œuvre de techniques de nettoyage, text mining, et de classification plus développées que celles utilisées dans cette première étude. Cependant, ces premiers résultats nous incitent à explorer plus profondément cette approche dans les travaux futurs. Ainsi, l'acquisition d'informations sur twitter relatives à des articles textiles actuellement en vente est en cours. Cette future base de données permettra de déployer des techniques plus avancées.

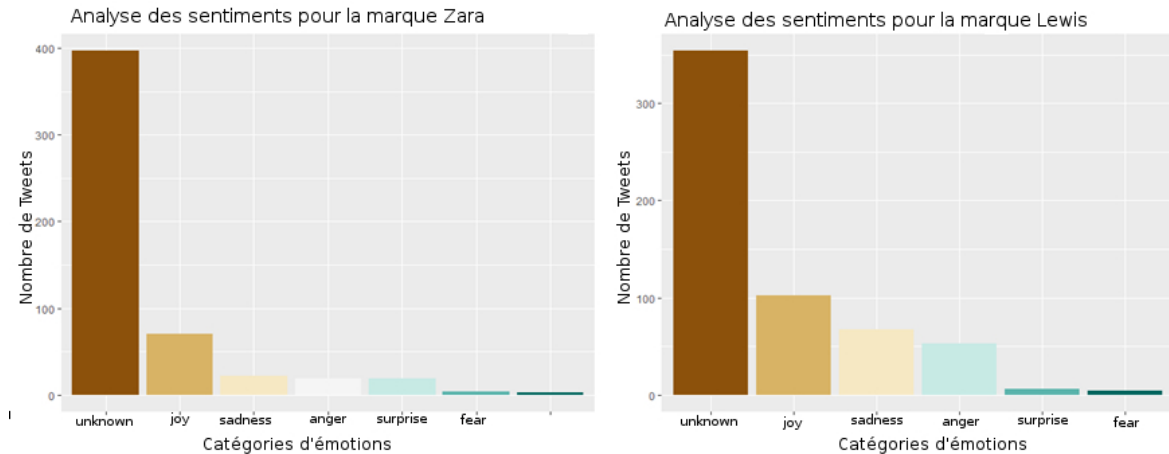


FIGURE 2.45 – Analyse des sentiments des tweets relatifs aux marques "Zara" et "Levis"

2.6.2 Influence de la mode éthique et durable sur le comportement des consommateurs

La problématique de développement durable est au cœur de notre société. L'industrie du textile-habillement est la deuxième industrie la plus polluante derrière l'industrie pétrolière. Face à ce constat, les entreprises de la mode sont de plus en plus actives sur ce thème et l'offre en produits éthiques et durables ne cesse de croître. La prévision des ventes doit prendre en compte cette nouvelle composante. Cependant, il reste difficile pour le consommateur de quantifier les bénéfices réels par rapport aux promesses marketing des enseignes et aux valeurs transmises par les styles et les couleurs des vêtements dits écologiques ou éthiques. De ce fait, les produits identifiés comme durables ont des impacts sociétaux, économiques et écologiques très variables.

Les travaux de thèse initiés par Mélissa Wagner (WAGNER [Thèse en cours]) visent à analyser les impacts des produits éthiques et durables sur le comportement du consommateur.

Les premiers travaux menés dans le cadre de cette thèse, présentés dans WAGNER et collab. [2017b, 2018], consistent à analyser la perception du consommateur des valeurs écologiques transmises par le style des articles de mode. Cette étude est basée sur l'ingénierie Kansei [NAGAMACHI, 1995] qui permet d'établir des liens entre les émotions et le design des produits, et sur l'Analyse en Cycle de Vie (ACV) qui donnent une évaluation standardisée de l'impact environnemental d'un produit. Dans un premier temps, les concepts de vêtements écologiques et de mode étaient considérés comme incompatibles [MOON et collab., 2015]. Devant la demande croissante pour des produits durables, les enseignes ont sensibilisés les stylistes pour développer des produits à la fois adaptés aux tendances de mode et véhiculant des valeurs écologiques et durables. Cependant, il existe des écarts entre le style du produit, la perception du consommateur et l'impact environnemental réel du produit.

Afin de décrire les relations entre les attributs d'un produit et la perception de ses valeurs écologiques par le consommateur, une approche de type ingénierie Kansei a été développée. A partir de la littérature [CHEN et collab., 2014; DJATNA et KURNIATI, 2015; KIERSTEN, 2014], trois catégories sont définies pour décrire les "valeurs écologiques" d'un produit mode : "Green", "Organic" et "Recycled", et une catégorie pour quantifier l'attractivité du produit : "Attractive". Ces catégories sont ensuite déclinées en 7 sous catégories associées chacune à une paire de mots Kansei (table 2.5).

Des entretiens avec des experts du domaine (stylistes et chefs de produits) ont permis de sélectionner 10 produits avec leurs images et leurs attributs stylistiques (figure 2.46). Un sondage de consommateurs est ensuite mis en place afin de classer les différents produits selon les différentes catégories sur une échelle basée sur les paires de mots Kansei de 1 à 5.

Un exemple de résultats obtenus est illustré en figure 2.47. Cette analyse permet d'identifier l'influence du design des produits sur la perception des consommateurs par rapport aux notions

Valeurs écologique	Description	Paire de mots associée
Green 1	Utilisation de substances chimiques	inoffensif - toxique
Green 2	Apport en eau et énergie	sobre - gourmand
Organic 1	Naturel	naturel - synthétique
Organic 2	Dématérialisé	frugal - luxueux
Recycled 1	Recylé	classique - tendance
Recycled 2	Upycled	fonctionnel - décoratif
Recycled 3	Réduction des déchets	recyclable - jetable
Attractif	Attractivité	attrayant - peu attrayant

TABLEAU 2.5 – Les catégories de valeurs écologiques et les paires de mots Kainsei associées

de valeurs écologiques. Il est possible par exemple de dégager quelques tendances. A l'évidence, les designs les plus basiques génèrent des perceptions de produit plus écologique. A l'inverse, lorsque le produit est très tendance et sophistiqué, le consommateur s'attend à un produit moins respectueux de l'environnement. Une analyse plus détaillée permet, par exemple, de constater que le coton biologique ou labellisé BCITM (Better Cotton Initiative) donnent au produit une composante luxueuse. Cette étude est une première approche pour quantifier la perception éthique d'un produit mode éthique. Cela constitue également une base pour envisager la construction de profils de consommateurs en fonction de leurs sensibilités à ces valeurs écologiques.

Cependant, afin compléter cette étude, il est indispensable de relier les perceptions du consommateur aux impacts environnementaux réels des produits. En effet, des écarts significatifs peuvent être constatés, comme par exemple, les produits composés de coton qui apparaissent comme naturel et par conséquent, son perçus à tort comme vertueux pour l'environnement.

Une seconde étude a été menée dans le cadre des travaux de Mélissa Wagner [WAGNER et collab., 2017c] afin d'évaluer les écarts entre la perception du consommateur et les impacts environnementaux réels d'un produit mode. Pour se faire, cette étude s'appuie sur une ACV pour quantifier les impacts environnementaux. Selon l'Agence De l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie (ADEME), l'ACV est l'outil le plus abouti en matière d'évaluation globale et multicritères des impacts environnementaux. Cette méthode normalisée permet de mesurer les effets quantifiables de produits ou de services sur l'environnement.

Notre approche est composée des étapes suivantes :

1. le concept de mode éthique est exprimé selon les 4 catégories définies précédemment ("Green", "Organic", "Recycled" et "Reduced"). Pour chaque catégorie, un tableau d'ambiance avec 3 à 5 images est créé. Un sondage comprenant 300 participants est ensuite utilisé pour noter les images en fonction de leur perception de la mode éthique.
2. l'évaluation des impacts environnementaux réels est basé sur l'ACV d'un T-Shirt 100% coton réalisée dans ZHANG et collab. [2015]. L'ACV est un outil puissant mais nécessite des certaines connaissances sur le cycle de vie du produit pour comprendre son fonctionnement et analyser les résultats. Afin de ne pas perturber l'étude par une mauvaise interprétation de l'ACV par les consommateurs, nous avons apporté les simplifications suivantes (figure 2.48) :
 - la phase de fabrication du produit est réduite à 3 étapes : fabrication de l'étoffe (filature + tricotage), teinture et confection (figure 2.48a),
 - les 10 catégories d'impacts proposés par l'ACV sont associées et résumées par les 4 catégories : "Green", "Organic", "Recycled" et "Reduced" (figure 2.48b),
 - une ACV simplifiée est visualisée avec un graphique de type bulle (la taille de la bulle est proportionnelle à l'intensité de l'impact) (figure 2.48a).





Samples	Material	A. Abstract reason: Image style	B. Original condition: Contours	C. Concrete reasons: Design details
	100% cotton	Feminine	Simple	Very short-sleeved Heart print (large, front) Bow (front)
	100% cotton BCI	Bohemia	A-line Emphasis on round neckline	Curled short-sleeved
	72% cotton, 28% polyester	Enriching- Elegant	Simple	Short-sleeved Sequins (large, front)
	70% cotton, 30% viscose	Fashionable	A-line Emphasis on waist	Very curled short-sleeved Embroidered (small, front) Pompons

FIGURE 2.46 – Exemples d'articles et les attributs stylistiques associés (laissés volontairement dans la langue d'origine)

- un groupe de 20 participants, qui a préalablement suivi une formation sur l'ACV, évalue sa perception des 4 catégories dans les 7 phases du cycle de vie du T-Shirt selon une échelle de 1 à 5 (1 = pas mode éthique, 5 = très mode éthique). Ces résultats sont également visualisés avec un graphique bulle (figure 2.49a),
- enfin, la comparaison de l'ACV réelle et de l'ACV perçue par le groupe de 20 participants permet de montrer écarts entre les impacts environnementaux réels et perçus (figure 2.49b).

Ces résultats montrent plusieurs divergences entre les impacts perçus et réels sur la majorité du cycle de vie d'un produit mode. Ils permettent également de mettre en lumière l'importance de fournir de bonnes informations aux consommateurs afin de guider leur prise de décision pour un achat éthique et responsable.

Ces travaux illustrent la complexité à modéliser le comportement du consommateur dans un environnement soumis à de multiples facteurs, et plus particulièrement ici le design de mode et développement durable. L'utilisation de techniques, comme l'ingénierie Kainsei, sont nécessaires afin de quantifier la perception du consommateur. L'objectif à terme est d'exploiter ces études afin de définir des profils de consommateurs qui peuvent contribuer à améliorer les modèles de prévisions des ventes.

2.6.3 Études sur la traçabilité des clients

Les évolutions technologiques des dernières décennies (GPS, RFID, traitement d'images,...) ont trouvé des nombreuses applications pour la localisation et le suivi des personnes. En effet, de nombreux travaux mettent en œuvre ces techniques pour le suivi de rassemblements publics, la gestion des évacuations de foules ou encore la supervision d'environnement sensibles en matière de sûreté [WANG et collab., 2003].

Le suivi des individus et la détection des pas peuvent également être utilisés pour comprendre

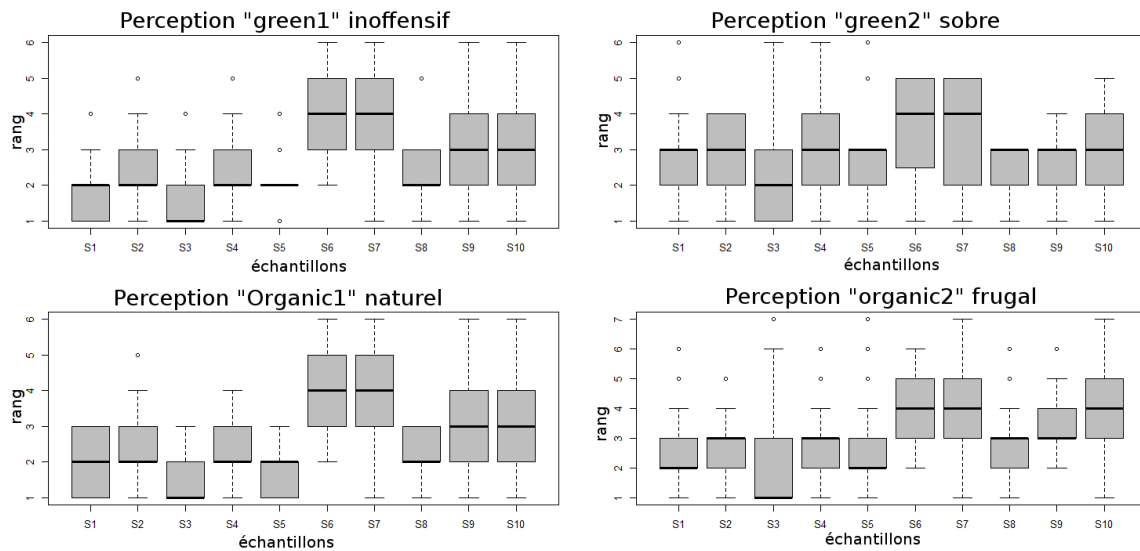


FIGURE 2.47 – Exemples de résultats pour les valeurs écologiques "Green" et "Organic"

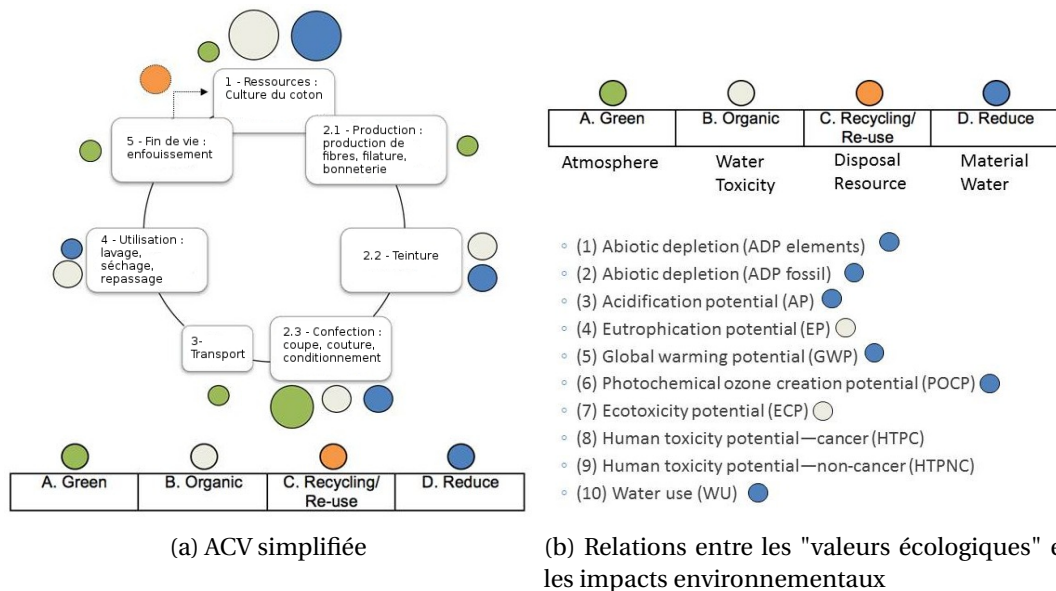
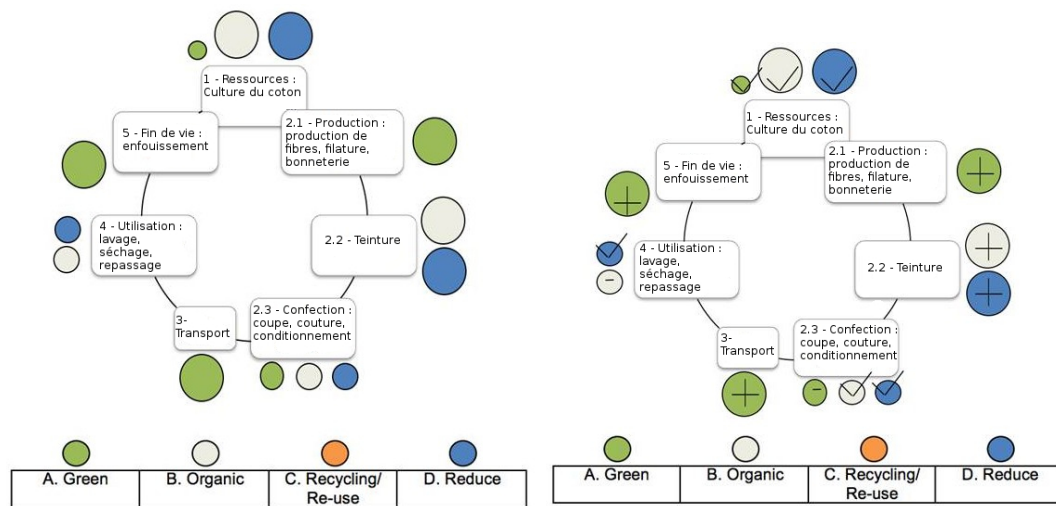


FIGURE 2.48 – Simplifications apportées à l'ACV

le comportement des consommateurs dans un espace de vente, des expositions ou des salons commerciaux en analysant les flux et les temps passés à différents endroits [QUINTANA et collab., 2016]. Plusieurs technologies peuvent être considérées pour effectuer le suivi de personnes. Des systèmes basés sur des dalles dures posées au sol ont été développés mais restent complexes à utiliser sur des surfaces souvent trop escarpées (magasin de centre ville) ou trop importantes (salon commercial) [ANDRIES et collab., 2016]. D'autres systèmes sont basés sur des techniques de vidéo surveillance [OZTURK et collab., 2012] ou des capteurs de type RFID [WANT et collab., 1992], mais ces technologies sont intrusives et par conséquent, difficilement acceptées par le consommateur. Par ailleurs, ces techniques sont généralement trop onéreuses pour leur mise en œuvre dans les magasins ou en événementiel.

Ainsi, un tapis "low cost" pour détecter les pas humains a été développé par une équipe du laboratoire GEMTEX. Les matériaux utilisés permettent de réduire le coût à 22€/m² alors que les systèmes similaires proposés dans la littérature sont estimés à des prix de l'ordre de 200€/m². Ce tapis intègre un non-tissé à base de fibre de carbone piézorésistif qui intègre des capteurs de pressions (figure 2.50). La structure et l'emplacement des capteurs, ainsi que les fréquences d'échan-



(a) ACV selon les perceptions des consommateurs (b) Comparaison entre ACVs simplifiée et perçue

FIGURE 2.49 – ACV perçue et écarts avec l'ACV simplifiée

tillonnage des données, ont été calculés en fonction d'études portant sur le déroulement du pied lors de la marche.

A partir de cette technologie, les travaux de master de M. Tarun Agrawal, publiés dans [AGRAWAL et collab., 2015, 2016, 2017], ont permis de développer une interface électronique et un module de traitement de données afin de créer un système intelligent de détection et de suivi des pas. Cette solution a pour objectif de combiner l'esthétique des moquettes, le coûts de production contenus des non-tissés et un suivi individuel des personnes sur la surface considérée.

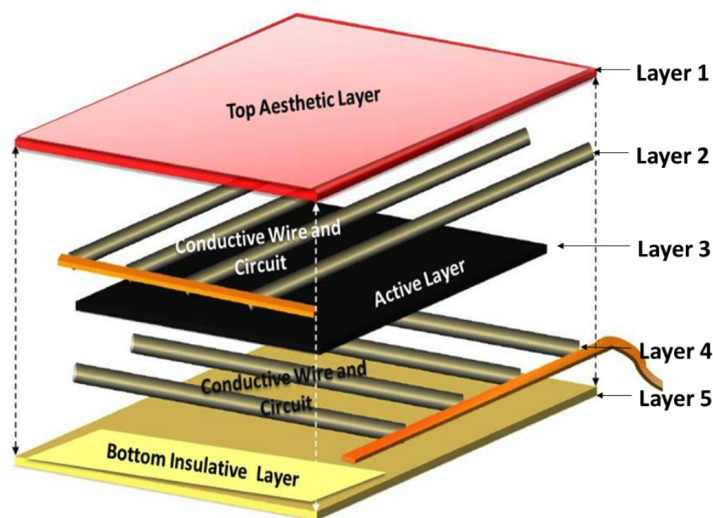


FIGURE 2.50 – Tapis avec capteurs de pression piézorésistifs pour détecter les pas [AGRAWAL et collab., 2017]

Le suivi des personnes à partir des pas nécessite de définir une "signature" de la marche spécifique à chaque individu. Pour atteindre cet objectif, la méthodologie employée est la suivante :

1. Pré-traitement des signaux.
Les signaux bruts reçus de l'interface électronique sont filtrés afin d'éliminer le bruit. Les paramètres du filtre sont fixés à partir du bruit mesuré lors de l'étape d'étalonnage du tapis (figure 2.51). Une interpolation cubique par parties est ensuite appliquée afin de lisser les signaux filtrés et ainsi faciliter l'étape suivante de classification (figure 2.51).
2. Classification et détection des pas.

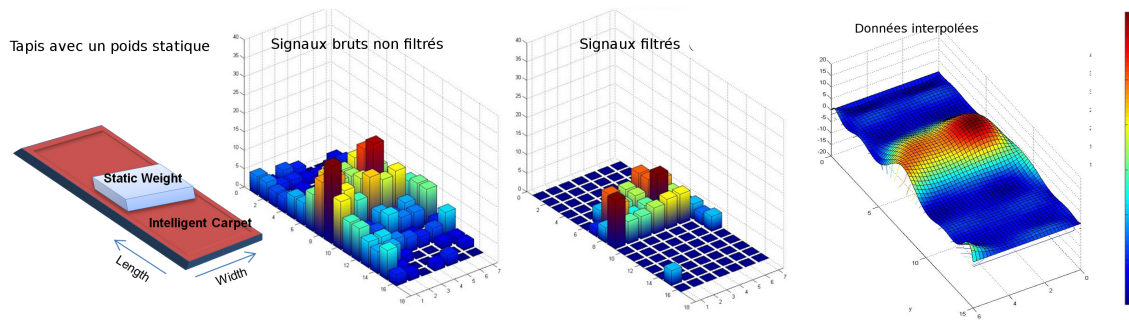


FIGURE 2.51 – Exemple de signaux bruts, filtrés et après interpolation

Le signal obtenu après le pré-traitement permet de connaître la pression appliquée par le pied, à chaque endroit et à chaque instant. Ainsi le déroulement du pied lors de la marche génère un ensemble de signaux d'amplitudes différentes issus de plusieurs capteurs sur une période donnée. Afin d'assigner l'ensemble de ces signaux au même événement (déroulement du pied), une classification non supervisée basée sur la méthode des plus proches voisins "par remplissage" (nearest neighbor flood-fill method) [WITTEN et collab., 2011] est utilisée sur la matrice 3D des signaux (x et y = position sur le tapis, z = temps) (figure 2.52).

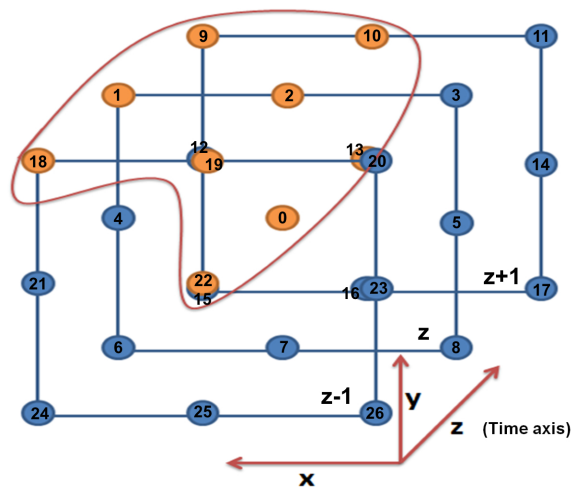


FIGURE 2.52 – Détection des pas par la méthode "nearest neighbor flood-fill"

3. Caractérisation de la marche

Pour réaliser la fonction de suivi, il est indispensable de définir une signature de la marche propre à chaque individu. Cette signature s'appuie sur les caractéristiques des classes de signaux identifiées lors de l'étape précédente. Les caractéristiques retenues sont :

- les intensités moyenne et maximale du signal qui est lié au poids de la personne,
- l'intensité maximale du signal
- la durée de contact du pied sur le tapis et l'écart de temps entre deux pas, caractéristiques de la dynamique de la marche,
- la longueur et la largeur du pas, qui caractérisent les dimensions du pied.

Une Analyse en Composantes Principales (ACP) permet ensuite d'extraire les relations entre les données et dégager les paramètres les plus influents pour définir une signature de la marche.

Un prototype de tapis, développé au laboratoire, a permis de tester notre système sur 15 personnes de différents genres et poids, et avec divers types de chaussures. L'ACP montre que deux groupes de paramètres se dégagent et par conséquent, l'identification de la signature pourrait être réalisée

avec deux paramètres (figure 2.53a). La figure 2.53b place les signaux obtenus lors de la marche des différents individus sur les deux axes principaux issus de l'ACP. Si la majorité des individus sont distinctement identifiables par leur démarche, certaines personnes sont très proches sur la graphique (C-K et F-D-J). Pour ces derniers, un suivi plus précis nécessiterait la mise en œuvre de technologies plus avancées. Néanmoins, le système proposé reste une solution satisfaisante compte tenu du prix réduit des technologies employées.

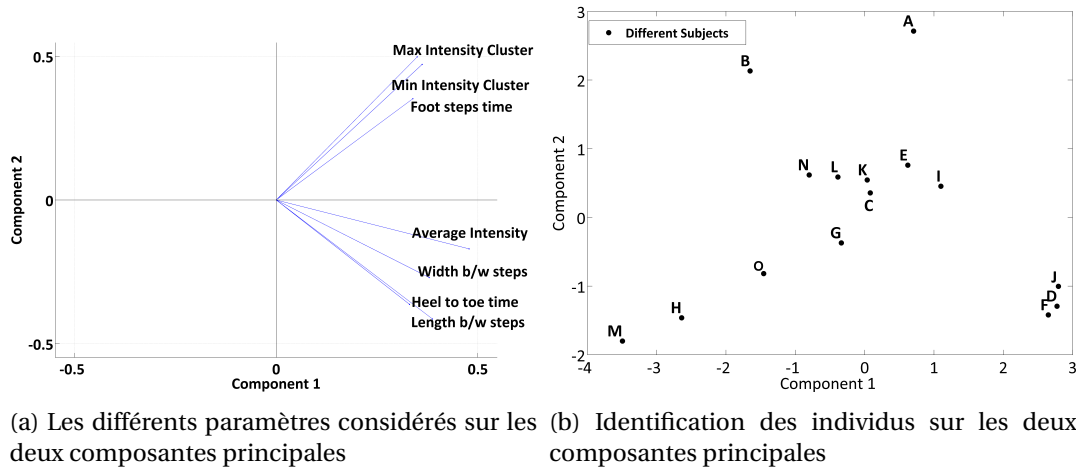


FIGURE 2.53 – Résultats de l'ACP sur les 15 personnes

2.7 Conclusion

La prévision des ventes est une fonction très importante dans le processus décisionnel des entreprises de la filière textile-habillement-distribution. En effet, les nombreuses étapes de fabrication, les longs délais d'obtention, le réseau de distribution très étendu, les nombreux points de ventes souvent de petites surfaces,... rendent les prévisions indispensables pour acheter, stocker et approvisionner de façon optimale les articles. Cependant, les contraintes du marché de la mode et les particularités des produits requièrent la mise en œuvre de systèmes de prévision spécifiques. Les contributions décrites dans ce chapitre visent à répondre à cette problématique en proposant un système de prévision de ventes global et adapté aux enjeux des entreprises de la mode et en s'appuyant sur des techniques de calcul appropriées (figure 2.2). Cela nécessite une parfaite connaissance du marché et de la chaîne d'approvisionnement des articles de mode, et de ses évolutions. La maîtrise des outils d'aide à la décision est également indispensable pour le développement de tels systèmes.

Mes travaux de recherche dans ce domaine portent dans un premier temps sur le développement de modèles de prévision des ventes, et complètent ainsi mes travaux de thèse. La prévision à long terme est assurée par des systèmes intégrant des modèles de classification non supervisée et supervisée, ou plus récemment par un modèle basé sur le traitement d'images et des techniques d'intelligence artificielle. Ces derniers travaux s'adaptent parfaitement à l'émergence des données massives. En effet, l'ère des "big data" a ouvert de nouvelles opportunités en terme de prévision des ventes d'articles de mode. Ainsi le modèle développé démontre que la prise en compte de nouvelles données, tels que les images, contribue à améliorer la précision des prévisions. Pour la prévision à court terme, le modèle proposé s'appuie sur des techniques neuronales capables d'apprendre avec un nombre limité de données. Ce modèle est particulièrement adapté à l'environnement "fast fashion" qui est actuellement la stratégie la plus utilisée par les grandes enseignes de la mode. Ces travaux montrent l'importance d'intégrer dans un même système les prévisions à court et long termes ainsi que le modèle d'approvisionnement.

Dans un second temps, le périmètre de mes travaux de recherche s'est élargi afin de prendre en compte l'environnement global du marché de la mode. En effet, cette ouverture est essentielle

pour appréhender la problématique de prévision des ventes de façon exhaustive. Ainsi, l'analyse des clients permettent d'améliorer la compréhension du comportement du consommateur et sa perception du produit textile. Les premiers résultats sur l'analyse des sentiments et émotions par rapport à un produit ou une marque sur les réseaux sociaux montrent les avantages potentiels pour la prévision des ventes. Le développement d'un tapis intelligent capable de suivre le consommateur dans un espace de vente est également outil intéressant pour l'analyse du comportement du client. Enfin, de façon plus générale, la prise en compte nouvelles des tendances de consommation, telle que l'intérêt croissant du consommateur pour le développement durable, apporte des éléments pertinents pour l'élaboration d'un système de prévision. Les travaux de recherche sur l'influence de la mode éthique et durable sur le comportement des consommateurs visent à mieux cerner les relations complexes entre le marketing et les perceptions du consommateurs.

Depuis, 2002, l'ensemble des travaux de recherche de ce thème a été valorisé par les contributions scientifiques suivantes :

- 10 publications [AGRAWAL et collab., 2016, 2017; THOMASSEY, 2010; THOMASSEY et FIORDALISO, 2006; THOMASSEY et HAPPIETTE, 2007; THOMASSEY et collab., 2003, 2005a,b, 2002d; WAGNER et collab., 2017b] et 2 chapitres d'ouvrage [BRAHMADEEP et THOMASSEY, 2016; THOMASSEY, 2014],
- 16 communications [AGRAWAL et collab., 2015; GIRI et collab., 2018a,b; HAPPIETTE et collab., 2003; MALEKU SHRESTHA et collab., 2018; PACHECCO MARTINS et collab., 2015, 2016; THOMASSEY et DOUILLET, 2005; THOMASSEY et collab., 2004a, 2002a,b,c, 2004b; WAGNER et collab., 2017a, 2018, 2017c],
- 3 masters de recherche soutenus,
- 2 thèses en cours.

2.8 Références

- ABRAHAM, M. M. et L. M. LODISH. 1987, «Promoter : An Automated Promotion Evaluation System», *Marketing Science*, vol. 6, n° 2, doi :10.1287/mksc.6.2.101, p. 101–123, ISSN 0732-2399. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mksc.6.2.101>. 20
- ACAR, Y. et E. S. GARDNER. 2012, «Forecasting method selection in a global supply chain», *International Journal of Forecasting*, vol. 28, n° 4, doi :10.1016/J.IJFORECAST.2011.11.003, p. 842–848, ISSN 0169-2070. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207011001634>. 15
- AFFONSO, C., A. L. D. ROSSI, F. H. A. VIEIRA et A. C. P. D. L. F. DE CARVALHO. 2017, «Deep learning for biological image classification», *Expert Systems with Applications*, vol. 85, doi :10.1016/J.ESWA.2017.05.039, p. 114–122, ISSN 0957-4174. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417417303627>. 35
- AGRAWAL, S., R. N. SENGUPTA et K. SHANKER. 2009, «Impact of information sharing and lead time on bullwhip effect and on-hand inventory», *European Journal of Operational Research*, vol. 192, n° 2, doi :10.1016/J.EJOR.2007.09.015, p. 576–593, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221707009368>. 15
- AGRAWAL, T. K., S. THOMASSEY, C. COCHRANE et V. KONCAR. 2015, «Data analysis and statistical interpolatin of signal for human footstep tracking», dans *Proceedings of the 15th AUTEX World Textile Conference*. 58, 61
- AGRAWAL, T. K., S. THOMASSEY, C. COCHRANE et V. KONCAR. 2016, «Data Analysis and Statistical Interpolation of Signals for Human Footstep Tracking Using Intelligent Carpet», *Journal of Fashion Technology & Textile Engineering*, vol. s2, doi :10.4172/

- 2329-9568.S2-007, ISSN 23299568. URL http://www.scitechnol.com/peer-review/data-analysis-and-statistical-interpolation-of-signals-for-human-footstep-tracking-using-php?article_{ }id=5531. 58, 61
- AGRAWAL, T. K., S. THOMASSEY, C. COCHRANE, G. LEMORT et V. KONCAR. 2017, «Low-Cost Intelligent Carpet System for Footstep Detection», *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, n° 13, doi : 10.1109/JSEN.2017.2703633, p. 4239–4247, ISSN 1530-437X. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/7926348/>. viii, 23, 58, 61
- AHA, D. W. 1992, «Tolerating noisy, irrelevant and novel attributes in instance-based learning algorithms», *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 36, n° 2, doi:10.1016/0020-7373(92)90018-G, p. 267–287, ISSN 0020-7373. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/002073739290018G>. 30
- AKUME, D. et G. WEBER. 2002, «Cluster Algorithms : Theory and Methods», *Journal of Computational Technologies*, p. 15–27. 28
- AL-HALAH, Z., R. STIEFELHAGEN et K. GRAUMAN. 2017, «Fashion Forward : Forecasting Visual Style in Fashion», dans *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, IEEE, ISBN 978-1-5386-1032-9, p. 388–397, doi :10.1109/ICCV.2017.50. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/8237312/>. 35
- ALTMAN, E. I., G. MARCO et F. VARETTO. 1994, «Corporate distress diagnosis : Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)», *Journal of Banking & Finance*, vol. 18, n° 3, doi :10.1016/0378-4266(94)90007-8, p. 505–529, ISSN 0378-4266. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0378426694900078>. 21, 26, 27
- ALZUBAIDI, H. et D. TYLER. 2004, «A simulation model of quick response replenishment of seasonal clothing», *International Journal of Retail and Distribution Management*, vol. 32, n° 6, doi :10.1108/09590550410538024, p. 320–327, ISSN 0959-0552. URL <http://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/09590550410538024>. 16
- ANAGNOSTOPOULOS, I., C. ANAGNOSTOPOULOS, V. LOUMOS et E. KAYAFAS. 2004, «Classifying Web pages employing a probabilistic neural network», *IEE Proceedings - Software*, vol. 151, n° 3, doi : 10.1049/ip-sen:20040121, p. 139, ISSN 14625970. URL http://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/ip-sen_{ }20040121. 28
- ANDREARCZYK, V. et P. F. WHELAN. 2018, «Convolutional neural network on three orthogonal planes for dynamic texture classification», *Pattern Recognition*, vol. 76, doi :10.1016/J.PATCOG.2017.10.030, p. 36–49, ISSN 0031-3203. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320317304375>. 35
- ANDRIES, M., O. SIMONIN et F. CHARPILLET. 2016, «Localization of Humans, Objects, and Robots Interacting on Load-Sensing Floors», *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, n° 4, doi :10.1109/JSEN.2015.2493122, p. 1026–1037, ISSN 1530-437X. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/7302515/>. 57
- ARCELUS, F., S. KUMAR et G. SRINIVASAN. 2008, «Pricing and rebate policies in the two-echelon supply chain with asymmetric information under price-dependent, stochastic demand», *International Journal of Production Economics*, vol. 113, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2007.10.014, p. 598–618, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527308000352>. 20
- ARMSTRONG, J. S. 2001, *Principles of forecasting : a handbook for researchers and practitioners*, Kluwer Academic, ISBN 0792374010, 849 p.. 12, 17

- AU, K.-F. et Y. YU. 2008, «Fashion retail forecasting by evolutionary neural networks», *International Journal of Production Economics*, vol. 114, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2007.06.013, p. 615–630, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527308000443>. 34
- BABAI, M., M. ALI, J. BOYLAN et A. SYNTETOS. 2013, «Forecasting and inventory performance in a two-stage supply chain with ARIMA(0,1,1) demand : Theory and empirical analysis», *International Journal of Production Economics*, vol. 143, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2011.09.004, p. 463–471, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527311003902>. 15
- BAYRAKTAR, E., S. LENNY KOH, A. GUNASEKARAN, K. SARI et E. TATOGLU. 2008, «The role of forecasting on bullwhip effect for E-SCM applications», *International Journal of Production Economics*, vol. 113, n° 1, doi :10.1016/J.IJPE.2007.03.024, p. 193–204, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527307002538>. 15
- BEHESHTI-KASHI, S., M. LÜTJEN et K.-D. THOBEN. 2018, «Social Media Analytics for Decision Support in Fashion Buying Processes», dans *Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era*, édité par S. Thomassey, et X. Zeng, Springer, Singapore, ISBN 978-981-13-0080-6, p. 71–93, doi :10.1007/978-981-13-0080-6_5. URL http://link.springer.com/10.1007/978-981-13-0080-6_5. 53
- BERTELS, K., J. JACQUES, L. NEUBERG et L. GATOT. 1999, «Qualitative company performance evaluation : Linear discriminant analysis and neural network models», *European Journal of Operational Research*, doi :10.1016/S0377-2217(98)00161-1, ISSN 03772217. 26
- BEZDEK, J. C. 1981, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA, ISBN 0306406713. 24
- BEZDEK, J. C. et N. R. PAL. 1998, «Some new indexes of cluster validity», *Trans. Sys. Man Cyber. Part B*, vol. 28, n° 3, doi :10.1109/3477.678624, p. 301–315, ISSN 1083-4419. URL <http://dx.doi.org/10.1109/3477.678624>. 25
- BLATTBERG, R. C. et A. LEVIN. 1987, «Modelling the Effectiveness and Profitability of Trade Promotions», *Marketing Science*, vol. 6, n° 2, doi :10.1287/mksc.6.2.124, p. 124–146, ISSN 0732-2399. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mksc.6.2.124>. 20
- BOX, G. E. P., G. M. JENKINS, G. C. REINSEL et G. M. LJUNG. 2015, *Time series analysis : forecasting and control.*, Wiley, ISBN 9781118675021, 712 p.. URL <https://www.wiley.com/en-us/Time+Series+Analysis+%7D3A+Forecasting+and+Control+%7D2C+5th+Edition-p-9781118675021>. 17
- BRACHER, C., S. HEINZ et R. VOLLGRAF. 2016, «Fashion dna : Merging content and sales data for recommendation and article mapping», dans *KDD 2016 Conference, San Francisco, USA, March 14, 2016*. 37
- BRAHMADEEP et S. THOMASSEY. 2016, «Intelligent demand forecasting systems for fast fashion», dans *Information Systems for the Fashion and Apparel Industry*, édité par Tsan-Ming Choi, Elsevier, ISBN 9780081005712, p. 145–161, doi :10.1016/B978-0-08-100571-2.00008-7. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780081005712000087>. 23, 45, 61
- BRAUN, H. et J. S. CHANDLER. 1987, «Predicting Stock Market Behavior Through Rule Induction : An Application of the Learning from Example approach», *Decision Sciences*, doi :10.1111/j.1540-5915.1987.tb01533.x, ISSN 15405915. 26
- BREIMAN, L. 1993, *Classification and regression trees*, Chapman & Hall, ISBN 0412048418, 358 p.. URL <https://books.google.fr/>

[books/about/Classification{ }and{ }Regression{ }Trees.html?id=JwQx-WOmSyQC{&}redir{ }esc=y](#). 28

- BROMLEY, J., I. GUYON, Y. LECUN, E. SÄCKINGER et R. SHAH. 1993, «Signature verification using a Siamese time delay neural network», dans *Proceedings of the 6th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Morgan Kaufmann Publishers Inc., p. 737–744. URL <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=2987282>. 36
- BROWN, R. G. 2004, *Smoothing, forecasting and prediction of discrete time series*, Dover Publications, ISBN 0486495922, 468 p.. URL <https://books.google.fr/books/about/Smoothing{ }Forecasting{ }and{ }Prediction{ }of.html?id=XXFNW{ }QaJYgC{&}source=kp{ }cover{&}redir{ }esc=y>. 17
- BYRNE, P. et C. HEAVEY. 2006, «The impact of information sharing and forecasting in capacitated industrial supply chains : A case study», *International Journal of Production Economics*, vol. 103, n° 1, doi :10.1016/J.IJPE.2005.10.007, p. 420–437, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527306000260>. 16
- CARO, F. et J. GALLIEN. 2007, «Dynamic Assortment with Demand Learning for Seasonal Consumer Goods», *Management Science*, vol. 53, n° 2, doi :10.1287/mnsc.1060.0613, p. 276–292. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.1060.0613>. 45
- CARO, F. et J. GALLIEN. 2010, «Inventory Management of a Fast-Fashion Retail Network», *Operations Research*, vol. 58, n° 2, doi :10.1287/opre.1090.0698, p. 257–273, ISSN 0030-364X. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/opre.1090.0698>. 45
- CHANDRA, C. et J. GRABIS. 2005, «Application of multi-steps forecasting for restraining the bullwhip effect and improving inventory performance under autoregressive demand», *European Journal of Operational Research*, vol. 166, n° 2, doi :10.1016/J.EJOR.2004.02.012, p. 337–350, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221704001225>. 16
- CHATFIELD, C. 2004, *The analysis of time series : an introduction*, Chapman & Hall/CRC, ISBN 9781584883173, 333 p.. 13
- CHEN, F. et T. OU. 2011, «Sales forecasting system based on Gray extreme learning machine with Taguchi method in retail industry», *Expert Systems with Applications*, vol. 38, n° 3, doi :10.1016/J.ESWA.2010.07.014, p. 1336–1345, ISSN 0957-4174. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417410006317>. 19
- CHEN, H.-C., J.-C. TU, S.-S. GUANG et T.-F. KAO. 2014, «The innovative design of green technology products research», dans *Innovation in Design, Communication and Engineering*, édité par T.-H. Meen, S. D. Prior, A. Lam et D. Kin-Tak, CRC Press, ISBN 1315687615, doi :10.1201/b18737-62. 54
- CHING-CHIN, C., A. I. KA IENG, W. LING-LING et K. LING-CHIEH. 2010, «Designing a decision-support system for new product sales forecasting», *Expert Systems with Applications*, vol. 37, n° 2, doi :10.1016/J.ESWA.2009.06.087, p. 1654–1665, ISSN 0957-4174. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417409006034>. 21, 22
- CHOI, T.-M. 2007, «Pre-season stocking and pricing decisions for fashion retailers with multiple information updating», *International Journal of Production Economics*, vol. 106, n° 1, doi : 10.1016/J.IJPE.2006.05.009, p. 146–170, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527306001423>. 12
- CHOI, T.-M., C.-L. HUI, N. LIU, S.-F. NG et Y. YU. 2014, «Fast fashion sales forecasting with limited data and time», *Decision Support Systems*, vol. 59, doi :https://doi.org/10.1016/j.dss.2013.10.

- 008, p. 84 – 92, ISSN 0167-9236. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923613002558>. 19, 45
- CHONG, E., C. HAN et F. C. PARK. 2017, «Deep learning networks for stock market analysis and prediction : Methodology, data representations, and case studies», *Expert Systems with Applications*, vol. 83, doi :10.1016/J.ESWA.2017.04.030, p. 187–205, ISSN 0957-4174. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417417302750>. 35
- CHOPRA, S., R. HADSELL et Y. LECUN. 2005, «Learning a Similarity Metric Discriminatively, with Application to Face Verification», dans *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, vol. 1, IEEE, ISBN 0-7695-2372-2, p. 539–546, doi : 10.1109/CVPR.2005.202. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1467314/>. 36
- CHU, C.-W. et G. P. ZHANG. 2003, «A comparative study of linear and nonlinear models for aggregate retail sales forecasting», *International Journal of Production Economics*, vol. 86, n° 3, doi :10.1016/S0925-5273(03)00068-9, p. 217–231, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527303000689>. 17
- CIOS, K. et N. LIU. 1992, «A machine learning method for generation of a neural network architecture : a continuous ID3 algorithm», *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, n° 2, doi :10.1109/72.125869, p. 280–291, ISSN 10459227. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/125869/>. 28
- CRAPAROTTA, G., S. THOMASSEY et A. BIOLATTI. En cours d'évaluation, «A siamese neural network application for sales forecasting of new fashion products from images», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 23
- CRAVEN, M. W. et J. W. SHAVLIK. 1997, «Using neural networks for data mining», *Future Generation Computer Systems*, vol. 13, n° 2-3, doi :10.1016/S0167-739X(97)00022-8, p. 211–229, ISSN 0167-739X. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167739X97000228>. 27
- CYBENKO, G. 1989, «Approximation by superpositions of a sigmoidal function», *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, vol. 2, n° 4, doi :10.1007/BF02551274, p. 303–314, ISSN 0932-4194. URL <http://link.springer.com/10.1007/BF02551274>. 34
- DAS, A., H. YENALA, M. CHINNAKOTLA et M. SHRIVASTAVA. 2016, «Together we stand : Siamese Networks for Similar Question Retrieval», dans *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1 : Long Papers)*, vol. 1, Association for Computational Linguistics, Stroudsburg, PA, USA, p. 378–387, doi :10.18653/v1/P16-1036. URL <http://aclweb.org/anthology/P16-1036>. 36
- DE ANDRÉS, J., M. LANDAJO et P. LORCA. 2005, «Forecasting business profitability by using classification techniques : A comparative analysis based on a Spanish case», *European Journal of Operational Research*, doi :10.1016/j.ejor.2004.02.018, ISSN 03772217. 26, 27
- DE TONI, A. et A. MENEGHETTI. 2000, «The production planning process for a network of firms in the textile-apparel industry», *International Journal of Production Economics*, vol. 65, n° 1, doi :10.1016/S0925-5273(99)00087-0, p. 17–32, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527399000870>. 14
- DEMIRIZ, A. 2018, «A Data Mining-Based Framework for Multi-item Markdown Optimization», dans *Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era*, édité par S. Thomassey, et X. Zeng, Springer, Singapore, ISBN 978-981-13-0080-6, p. 47–70, doi :10.1007/978-981-13-0080-6_4. URL http://link.springer.com/10.1007/978-981-13-0080-6_4. 20

- DENISON, D. G. T. 2002, *Bayesian methods for nonlinear classification and regression*, Wiley, ISBN 9780471490364, 277 p.. URL <https://www.wiley.com/en-fr/Bayesian+Methods+for+Nonlinear+Classification+and+Regression-p-9780471490364>. 27
- DEVYVER, P. et J. KITTLER. 1982, *Pattern Recognition : A Statistical Approach*, Prentice-Hall, ISBN 9780136542360. URL <https://books.google.fr/books?id=Em9QAAAAMAAJ>. 24
- DIVAKAR, S., B. T. RATCHFORD et V. SHANKAR. 2005, «CHAN4CAST : A Multichannel, Multiregion Sales Forecasting Model and Decision Support System for Consumer Packaged Goods», doi : 10.2307/40056965. URL <https://www.jstor.org/stable/40056965>. 20
- DJATNA, T. et W. D. KURNIATI. 2015, «A System Analysis and Design for Packaging Design of Powder Shaped Fresheners Based on Kansei Engineering», *Procedia Manufacturing*, vol. 4, doi :10.1016/J.PROMFG.2015.11.021, p. 115–123, ISSN 2351-9789. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2351978915011373>. 54
- DOMBI, J. et Á. ZSIROS. 2005, «Learning multicriteria classification models from examples : Decision rules in continuous space», *European Journal of Operational Research*, vol. 160, n° 3, doi : 10.1016/J.EJOR.2003.10.006, p. 663–675, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221703006635>. 27, 28
- DUBÉ, J.-P. 2004, «Multiple Discreteness and Product Differentiation : Demand for Carbonated Soft Drinks», *Marketing Science*, vol. 23, n° 1, doi :10.1287/mksc.1030.0041, p. 66–81, ISSN 0732-2399. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mksc.1030.0041>. 20
- DUCH, W., R. SETIONO et J. ZURADA. 2004, «Computational intelligence methods for rule-based data understanding», *Proceedings of the IEEE*, vol. 92, n° 5, doi :10.1109/JPROC.2004.826605, p. 771–805, ISSN 0018-9219. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1288503/>. 27
- FILDES, R. et B. KINGSMAN. 2011, «Incorporating demand uncertainty and forecast error in supply chain planning models», *Journal of the Operational Research Society*, vol. 62, n° 3, doi :10.1057/jors.2010.40, p. 483–500, ISSN 0160-5682. URL <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1057/jors.2010.40>. 15
- FISHER, M. et K. RAJARAM. 2000, «Accurate Retail Testing of Fashion Merchandise : Methodology and Application», *Marketing Science*, vol. 19, n° 3, doi :10.1287/mksc.19.3.266.11800, p. 266–278, ISSN 0732-2399. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mksc.19.3.266.11800>. 22
- FRANSES, P. H. 1996, «RECENT ADVANCES IN MODELLING SEASONALITY», *Journal of Economic Surveys*, vol. 10, n° 3, doi :10.1111/j.1467-6419.1996.tb00015.x, p. 299–345, ISSN 0950-0804. URL <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1467-6419.1996.tb00015.x>. 13
- GARRISON, L. R. et R. H. MICHAELSEN. 1989, «Symbolic Concept Acquisition : A New Approach to Determining Underlying Tax Law Constructs.», *Journal of the American Taxation Association*, ISSN 01989073. 26
- GILLESPIE, A. 2011, *Foundations of economics*, Oxford University Press, ISBN 0199586543, 555 p.. URL https://books.google.fr/books/about/Foundations_{ }of_{ }Economics.html?id=ovHFSV02G_{ }cC{&}redir_{ }esc=y. 37
- GIRI, C. Thèse en cours, *Development of personalized e-shopping services for sustainable textile consumption by mining fashion big data.*, thèse de doctorat, Université de Lille 1. 23, 51
- GIRI, C., N. HARALE, S. THOMASSEY et X. ZENG. 2018a, «Sentiment analysis for fashion industry : an exploratory approach», dans *Proceedings of the 13th International Conference on Data Science and Knowledge Engineering for Sensing Decision Support (FLINS 2018)*, édité par W. Scientific. 52, 53, 61

- GIRI, C., S. THOMASSEY et X. ZENG. 2018b, «Customer analytics in fashion retail industry», dans *Functional Textiles and Clothing Conference (FTC2018)*, édité par Springer. 52, 61
- GOLDFISHER, K. et C. CHAN. 1995, «New Product Reactive Forecasting», *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems*, vol. 13, n° 4, p. 7. URL <https://www.questia.com/library/journal/1P3-4701701/new-product-reactive-forecasting>. 22
- GU, J., Z. WANG, J. KUEN, L. MA, A. SHAHROUDY, B. SHUAI, T. LIU, X. WANG, G. WANG, J. CAI et T. CHEN. 2018, «Recent advances in convolutional neural networks», *Pattern Recognition*, vol. 77, doi :10.1016/J.PATCOG.2017.10.013, p. 354–377, ISSN 0031-3203. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320317304120>. 35
- GUANG-BIN HUANG, HONGMING ZHOU, XIAOJIAN DING et RUI ZHANG. 2012, «Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification», *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 42, n° 2, doi :10.1109/TSMCB.2011.2168604, p. 513–529, ISSN 1083-4419. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/6035797/>. 46
- GUANG-BIN HUANG, QIN-YU ZHU et CHEE-KHEONG SIEW. 2004, «Extreme learning machine : a new learning scheme of feedforward neural networks», dans *2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE Cat. No.04CH37541)*, vol. 2, IEEE, ISBN 0-7803-8359-1, p. 985–990, doi :10.1109/IJCNN.2004.1380068. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1380068/>. 19, 26
- HAIR, J. F. 2010, *Multivariate data analysis*, Prentice Hall, ISBN 0138132631, 785 p.. 20
- HAJJAR, C. 2014, *Cartes auto-organisatrices pour la classification de données symboliques mixtes, de données de type intervalle et de données discrétisées.*, thèse de doctorat, Supélec. URL <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01142849/>. vii, 24, 25
- HAMMOND, J. H. 1990, «Quick Response in the Apparel Industry», URL <https://www.hbs.edu/faculty/Pages/item.aspx?num=21897>. 10
- HAN, J., M. KAMBER et J. PEI. 2011, *Data mining : concepts and techniques*, Elsevier Science, ISBN 9780123814807, 744 p.. 24
- HANSEN, J. V., J. B. MCDONALD et J. D. STICE. 1992, «Artificial Intelligence and Generalized Qualitative-Response Models : An Empirical Test on Two Audit Decision-Making Domains», *Decision Sciences*, vol. 23, n° 3, doi :10.1111/j.1540-5915.1992.tb00413.x, p. 708–723, ISSN 0011-7315. URL <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1540-5915.1992.tb00413.x>. 27
- HANSEN, L. K. et P. SALAMON. 1990, «Neural network ensembles», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, n° 10, doi :10.1109/34.58871, p. 993–1001, ISSN 0162-8828. 27
- HAPPIETTE, M., S. THOMASSEY et J. M. CASTELAIN. 2003, «Items family classification for mean-term textile sales forecasting», dans *Proceedings of the Computational engineering in systems applications Conference (CESA2003)*. 61
- HARTIGAN, J. A. 1975, *Clustering Algorithms*, 99^e éd., John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA, ISBN 047135645X. 24
- HE, K., X. ZHANG, S. REN et J. SUN. 2015a, «Deep residual learning for image recognition», *arXiv preprint arXiv :1512.03385*. 40
- HE, W., H. WU, G. YAN, V. AKULA et J. SHEN. 2015b, «A novel social media competitive analytics framework with sentiment benchmarks», *Information & Management*, vol. 52, n° 7, doi : 10.1016/J.IM.2015.04.006, p. 801–812, ISSN 0378-7206. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378720615000397>. 53

- HECHT-NIELSEN, R. 1987, «Counterpropagation networks», *Applied Optics*, vol. 26, n° 23, doi : 10.1364/AO.26.004979, p. 4979, ISSN 0003-6935. URL <https://www.osapublishing.org/abstract.cfm?URI=ao-26-23-4979>. 27
- HILL, A., D. DORAN et R. STRATTON. 2012, «How should you stabilise your supply chains?», *International Journal of Production Economics*, vol. 135, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2011.10.027, p. 870–881, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527311004579>. 15
- HOLTE, R. C. 1993, «Very Simple Classification Rules Perform Well on Most Commonly Used Data-sets», *Machine Learning*, vol. 11, n° 1, doi :10.1023/A:1022631118932, p. 63–90, ISSN 08856125. URL <http://link.springer.com/10.1023/A:1022631118932>. 29
- HONGJUN LU, R. SETIONO et HUAN LIU. 1996, «Effective data mining using neural networks», *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 8, n° 6, doi :10.1109/69.553163, p. 957–961, ISSN 10414347. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/553163/>. 27
- HUSSAIN, A. J., A. KNOWLES, P. J. LISBOA et W. EL-DEREDY. 2008, «Financial time series prediction using polynomial pipelined neural networks», *Expert Systems with Applications*, vol. 35, n° 3, doi :10.1016/J.ESWA.2007.08.038, p. 1186–1199, ISSN 0957-4174. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417407003442>. 35
- HYLLEBERG, S. 1992, *Modelling seasonality*, Oxford University Press, ISBN 9780198773184, 476 p.. URL <https://global.oup.com/academic/product/modelling-seasonality-9780198773184?cc=fr{&}lang=en{&}>. 13
- JOHN, C. H. S., N. BALAKRISHNAN et J. O. FIET. 2000, «Modeling the relationship between corporate strategy and wealth creation using neural networks», *Computers & Operations Research*, doi :[http://dx.doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00143-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00143-4). 26
- JOHN, G. H. et P. LANGLEY. 1995, «Estimating continuous distributions in bayesian classifiers», dans *Proceedings of the Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, UAI'95, Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, ISBN 1-55860-385-9, p. 338–345. URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2074158.2074196>. 29
- JOHNSON, S. C. 1967, «Hierarchical clustering schemes», *Psychometrika*, vol. 32, n° 3, doi :10.1007/BF02289588, p. 241–254, ISSN 1860-0980. URL <https://doi.org/10.1007/BF02289588>. 24
- KATTAN, M. W. et R. B. COOPER. 2000, «A simulation of factors affecting machine learning techniques : an examination of partitioning and class proportions», *Omega*, vol. 28, n° 5, doi :10.1016/S0305-0483(00)00015-3, p. 501–512, ISSN 0305-0483. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305048300000153>. 26
- KIERSTEN, M. 2014, «Characterizing perceptions of material sustainability through drinking vessels», dans *International Conference on Kansei Engineering and Emotion Research, KEER 2018, Linköping, Sweden, June 11-13*. 54
- KINGMA, D. et L. BA. 2015, «Adam : A Method for Stochastic Optimization», dans *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. URL <https://dare.uva.nl/search?identifier=a20791d3-1aff-464a-8544-268383c33a75>. 42
- KOHONEN, T. 2001, *Self-organizing maps*, Springer, ISBN 9783540679219, 501 p.. 25, 27
- KRISHNA, K. et M. N. MURTY. 1999, «Genetic k-means algorithm», *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 29, n° 3, doi :10.1109/3477.764879, p. 433–439, ISSN 1083-4419. 25

- KUO, R. 2001, «A sales forecasting system based on fuzzy neural network with initial weights generated by genetic algorithm», *European Journal of Operational Research*, vol. 129, n° 3, doi :10.1016/S0377-2217(99)00463-4, p. 496–517, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221799004634>. 20
- KUO, R. et K. XUE. 1999, «Fuzzy neural networks with application to sales forecasting», *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 108, n° 2, doi :10.1016/S0165-0114(97)00326-6, p. 123–143, ISSN 0165-0114. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165011497003266>. 17
- LAST, M. et O. MAIMON. 2004, «A compact and accurate model for classification», *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 16, n° 2, doi :10.1109/TKDE.2004.1269598, p. 203–215, ISSN 1041-4347. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1269598/>. 28
- LAWRENCE, S., C. GILES, AH CHUNG TSOI et A. BACK. 1997, «Face recognition : a convolutional neural-network approach», *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 8, n° 1, doi :10.1109/72.554195, p. 98–113, ISSN 10459227. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/554195/>. 35
- LEE, H. L., K. C. SO et C. S. TANG. 2000, «The Value of Information Sharing in a Two-Level Supply Chain», *Management Science*, vol. 46, n° 5, doi :10.1287/mnsc.46.5.626.12047, p. 626–643, ISSN 0025-1909. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.46.5.626.12047>. 16
- LEE, K. C. et S. B. OH. 1996, «An intelligent approach to time series identification by a neural network-driven decision tree classifier», *Decision Support Systems*, vol. 17, n° 3, doi :10.1016/0167-9236(95)00031-3, p. 183–197, ISSN 0167-9236. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0167923695000313>. 21, 27
- LI, R. et Z.-O. WANG. 2004, «Mining classification rules using rough sets and neural networks», *European Journal of Operational Research*, vol. 157, n° 2, doi :10.1016/S0377-2217(03)00422-3, p. 439–448, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221703004223>. 27
- LI, Z., Y. SUN, F. WANG et Q. LIU. 2015, «Convolutional Neural Networks for Clothes Categories», dans *Computer Vision*, édité par W. L. Zha H., Chen X. et M. Q., Springer, Berlin, Heidelberg, p. 120–129, doi :10.1007/978-3-662-48570-5_12. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-662-48570-5_{_}12. 35
- LIANG, T. , J. S. CHANDLER, I. HAN et J. ROAN. 1992, «An empirical investigation of some data effects on the classification accuracy of probit, ID3, and neural networks», *Contemporary Accounting Research*, doi :10.1111/j.1911-3846.1992.tb00883.x, ISSN 19113846. 26
- LISBOA, P. J. G. 2002, «A review of evidence of health benefit from artificial neural networks in medical intervention.», *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society*, vol. 15, n° 1, p. 11–39, ISSN 0893-6080. URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11958484>. 27
- LITTLE, J. D. 1998, «Integrated measures of sales, merchandising, and distribution», *International Journal of Research in Marketing*, vol. 15, n° 5, doi :10.1016/S0167-8116(98)00015-9, p. 473–485, ISSN 0167-8116. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167811698000159>. 14
- MACQUEEN, J. 1967, «Some methods for classification and analysis of multivariate observations», dans *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1 : Statistics*, University of California Press, Berkeley, Calif., p. 281–297. URL <https://projecteuclid.org/euclid.bsmsp/1200512992>. 24

- MAHMOOD, M. A., G. L. SULLIVAN et R.-L. TUNG. 1999, «A new approach to evaluating business ethics : An artificial neural networks application», *Journal of End User Computing*, ISSN 10632239. 26
- MAK, B. et T. MUNAKATA. 2002, «Rule extraction from expert heuristics : A comparative study of rough sets with neural networks and ID3», *European Journal of Operational Research*, vol. 136, n° 1, doi :10.1016/S0377-2217(01)00062-5, p. 212–229, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221701000625>. 21, 27
- MALEKU SHRESTHA, R., G. CRAPAROTTA, S. THOMASSEY et R. MOORE. 2018, «A two staged forecasting scheme considering the constraints of sales forecasting in the fashion industry», dans *Proceedings of the 13th International Conference on Data Science and Knowledge Engineering for Sensing Decision Support (FLINS 2018)*, édité par W. Scientific. 23, 61
- MAN, K. F., K. S. TANG et S. KWONG. 1999, *Genetic Algorithms : Concepts and Designs*, 2^e éd., Springer-Verlag London, ISBN 1439-2232, doi :10.1007/978-1-4471-0577-0. 25
- MARTIN, J. K. et D. S. HIRSCHBERG. 1995, «The time complexity of decision tree induction», Technical report ics-tr 95-27, Dept. Information and Computer Science, Univ. California. 28
- MATTILA, H., R. KING et N. OJALA. 2002, «Retail performance measures for seasonal fashion», *Journal of Fashion Marketing and Management : An International Journal*, vol. 6, n° 4, doi :10.1108/13612020210448637, p. 340–351, ISSN 1361-2026. URL <http://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/13612020210448637>. 16
- MCAULEY, J., C. TARGETT, Q. SHI et A. VAN DEN HENGEL. 2015, «Image-Based Recommendations on Styles and Substitutes», dans *Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval - SIGIR '15*, ACM Press, New York, New York, USA, ISBN 9781450336215, p. 43–52, doi :10.1145/2766462.2767755. URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2766462.2767755>. 35
- MCLEAN, L. B. et A. WORTHAM. 1981, «Methodology aids forecasting with limited amounts of data», *Industrial Engineering*, vol. 20, n° 2, p. 18–22. URL <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=47382>. 22
- MOHAMMAD M. ALI, J. E. B. et A. A. SYNTETOS. 2012, «Forecast errors and inventory performance under forecast information sharing», *International Journal of Forecasting*, vol. 28, n° 4, doi :10.1016/J.IJFORECAST.2010.08.003, p. 830–841, ISSN 0169-2070. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016920701100015X>. 15
- MOON, K. K.-L., C. S.-Y. LAI, E. Y.-N. LAM et J. M. CHANG. 2015, «Popularization of sustainable fashion : barriers and solutions», *The Journal of The Textile Institute*, vol. 106, n° 9, doi : 10.1080/00405000.2014.955293, p. 939–952, ISSN 0040-5000. URL <http://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00405000.2014.955293>. 54
- MORAES, R., J. F. VALIATI et W. P. GAVIÃO NETO. 2013, «Document-level sentiment classification : An empirical comparison between SVM and ANN», *Expert Systems with Applications*, vol. 40, n° 2, doi :10.1016/J.ESWA.2012.07.059, p. 621–633, ISSN 0957-4174. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417412009153>. 35
- MORRISON, J. 1996, «How to Use Diffusion Models in New Product Forecasting», *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems*, vol. 15, n° 2, p. 6. URL <https://www.questia.com/library/journal/1P3-10101425/how-to-use-diffusion-models-in-new-product-forecasting>. 22, 23
- MÜLLER, W. et E. WIEDERHOLD. 2002, «Applying decision tree methodology for rules extraction under cognitive constraints», *European Journal of Operational Research*, vol. 136,

- n° 2, doi :10.1016/S0377-2217(01)00115-1, p. 282–289, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221701001151>. 21
- MÜLLER, W. et F. WYSOTZKI. 1994, «Automatic construction of decision trees for classification», *Annals of Operations Research*, vol. 52, n° 4, doi :10.1007/BF02032305, p. 231–247, ISSN 0254-5330. URL <http://link.springer.com/10.1007/BF02032305>. 28
- MURTHY, S. K., S. KASIF et S. SALZBERG. 1994, «A System for Induction of Oblique Decision Trees», *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 2, doi :10.1613/JAIR.63, p. 1–32, ISSN 1076-9757. URL <https://jair.org/index.php/jair/article/view/10121>. 28
- NAGAMACHI, M. 1995, «Kansei Engineering : A new ergonomic consumer-oriented technology for product development», *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 15, n° 1, doi : 10.1016/0169-8141(94)00052-5, p. 3–11, ISSN 0169-8141. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0169814194000525>. 54
- NAIK, P. A., K. RAMAN et R. S. WINER. 2005, «Planning Marketing-Mix Strategies in the Presence of Interaction Effects», *Marketing Science*, vol. 24, n° 1, doi :10.1287/mksc.1040.0083, p. 25–34, ISSN 0732-2399. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mksc.1040.0083>. 20
- NAIR, H., J.-P. DUBÉ et P. CHINTAGUNTA. 2005, «Accounting for Primary and Secondary Demand Effects with Aggregate Data», *Marketing Science*, vol. 24, n° 3, doi :10.1287/mksc.1040.0101, p. 444–460, ISSN 0732-2399. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mksc.1040.0101>. 20
- NAIR, V. et G. E. HINTON. 2010, «Rectified linear units improve restricted boltzmann machines», dans *Proceedings of the 27th International Conference on International Conference on Machine Learning*, ICML'10, Omnipress, USA, ISBN 978-1-60558-907-7, p. 807–814. URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=3104322.3104425>. 40
- NIGRIN, A. 1993, *Neural networks for pattern recognition*, MIT Press, ISBN 9780262140546, 413 p.. URL <https://mitpress.mit.edu/books/neural-networks-pattern-recognition>. 27
- ORTIGOSA, A., J. M. MARTÍN et R. M. CARRO. 2014, «Sentiment analysis in Facebook and its application to e-learning», *Computers in Human Behavior*, vol. 31, doi :10.1016/J.CHB.2013.05.024, p. 527–541, ISSN 0747-5632. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0747563213001751>. 53
- OSEI-BRYSON, K.-M. 2004, «Evaluation of decision trees : a multi-criteria approach», *Computers & Operations Research*, vol. 31, n° 11, doi :10.1016/S0305-0548(03)00156-4, p. 1933–1945, ISSN 0305-0548. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054803001564>. 27
- OZTURK, O., T. MATSUNAMI, Y. SUZUKI, T. YAMASAKI et K. AIZAWA. 2012, «Real-time tracking of humans and visualization of their future footsteps in public indoor environments», *Multimedia Tools and Applications*, vol. 59, n° 1, doi :10.1007/s11042-010-0691-z, p. 65–88, ISSN 1380-7501. URL <http://link.springer.com/10.1007/s11042-010-0691-z>. 57
- PACHECCO MARTINS, A., S. THOMASSEY et P. BRUNIAUX. 2015, «Apparel sales performance : findings of a case study of fashion and fast fashion», dans *Proceedings of the 45th International Conference on Computers Industrial Engineering (CIE45)*. 61
- PACHECCO MARTINS, A., S. THOMASSEY et P. BRUNIAUX. 2016, «Clustering-based sales forecasting of fast fashion using linguistic variables and elm», dans *Proceedings of the 12th International FLINS Conference (FLINS 2016)*, édité par W. Scientific. 61

- PAPALEXOPOULOS, A. et T. HESTERBERG. 1990, «A regression-based approach to short-term system load forecasting», *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 5, n° 4, doi :10.1109/59.99410, p. 1535–1547, ISSN 08858950. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/99410/>. 17
- PARKIN, M., M. POWELL et K. MATTHEWS. 2008, *Economics*, Addison-Wesley, ISBN 0132041227, 830 p.. URL <https://books.google.fr/books/about/Economics.html?id=Kp6Ls7j3tVIC{&}redir{&}esc=y>. 37
- PARZEN, E. 1962, «On estimation of a probability density function and mode», *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 33, n° 3, p. 1065–1076, ISSN 00034851. URL <http://www.jstor.org/stable/2237880>. 27
- PATUWO, E., M. Y. HU et M. S. HUNG. 1993, «Two-Group Classification Using Neural Networks», *Decision Sciences*, vol. 24, n° 4, doi :10.1111/j.1540-5915.1993.tb00491.x, p. 825–845, ISSN 0011-7315. URL <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1540-5915.1993.tb00491.x>. 27
- PAVUR, R. 2002, «A comparative study of the effect of the position of outliers on classical and non-traditional approaches to the two-group classification problem», *European Journal of Operational Research*, vol. 136, n° 3, doi :10.1016/S0377-2217(01)00069-8, p. 603–615, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221701000698>. 26
- PENDHARKAR, P. C. 2002, «A computational study on the performance of artificial neural networks under changing structural design and data distribution», *European Journal of Operational Research*, vol. 138, n° 1, doi :10.1016/S0377-2217(01)00085-6, p. 155–177, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221701000856>. 26
- PNG, I. 1998, *Managerial economics*, Blackwell Publishers, ISBN 1557869278, 571 p.. 37
- QUINLAN, J. R. 1986, «Induction of decision trees», *Machine Learning*, vol. 1, n° 1, doi :10.1007/BF00116251, p. 81–106, ISSN 0885-6125. URL <http://link.springer.com/10.1007/BF00116251>. 28
- QUINLAN, J. R. J. R. 1993, *C4.5 : programs for machine learning*, Morgan Kaufmann Publishers, ISBN 0080500587, 302 p.. URL <https://books.google.fr/books/about/C4{&}5.html?id=b3ujBQAAQBAJ{&}redir{&}esc=y>. 28
- QUINTANA, M., J. MENENDEZ, F. ALVAREZ et J. LOPEZ. 2016, «Improving retail efficiency through sensing technologies : A survey», *Pattern Recognition Letters*, vol. 81, doi :10.1016/J.PATREC.2016.05.027, p. 3–10, ISSN 0167-8655. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865516301118>. 57
- RAMANATHAN, U. et L. MUYLDERMANS. 2010, «Identifying demand factors for promotional planning and forecasting : A case of a soft drink company in the UK», *International Journal of Production Economics*, vol. 128, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2010.07.007, p. 538–545, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092552731000232X>. 20
- REZWANUL, M., A. ALI et A. RAHMAN. 2017, «Sentiment Analysis on Twitter Data using KNN and SVM», *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 8, n° 6, doi :10.14569/IJACSA.2017.080603, ISSN 21565570. URL <http://thesai.org/Publications/ViewPaper?Volume=8{&}Issue=6{&}Code=ijacsa{&}SerialNo=3>. 53
- RUDER, S. 2016, «An overview of gradient descent optimization algorithms», *CoRR*, vol. abs/1609.04747. URL <http://arxiv.org/abs/1609.04747>. 42
- RUSSAKOVSKY, O., J. DENG, H. SU, J. KRAUSE, S. SATHEESH, S. MA, Z. HUANG, A. KARPATY, A. KHOSLA, M. BERNSTEIN, A. C. BERG et L. FEI-FEI. 2015, «ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge», *International Journal of Computer Vision*, vol. 115, n° 3, doi :10.1007/

- s11263-015-0816-y, p. 211–252, ISSN 0920-5691. URL <http://link.springer.com/10.1007/s11263-015-0816-y>. 40
- SAAKSVUORI, A. et A. IMMONEN. 2004, «Introduction», dans *Product Lifecycle Management*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, p. 1–5, doi :10.1007/978-3-540-24799-9_1. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-540-24799-9_1. 21
- SAEED, K. 2008, «Trend forecasting for stability in supply chains», *Journal of Business Research*, vol. 61, n° 11, doi :10.1016/J.JBUSRES.2007.11.005, p. 1113–1124, ISSN 0148-2963. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296307003189>. 15
- SEXTON, R. S. et R. E. DORSEY. 2000, «Reliable classification using neural networks : a genetic algorithm and backpropagation comparison», *Decision Support Systems*, vol. 30, n° 1, doi :10.1016/S0167-9236(00)00086-5, p. 11–22, ISSN 0167-9236. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923600000865>. 27
- SO, K. C. et X. ZHENG. 2003, «Impact of supplier's lead time and forecast demand updating on retailer's order quantity variability in a two-level supply chain», *International Journal of Production Economics*, vol. 86, n° 2, doi :10.1016/S0925-5273(03)00050-1, p. 169–179, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527303000501>. 16
- SPECHT, D. et P. SHAPIRO. 1991, «Generalization accuracy of probabilistic neural networks compared with backpropagation networks», dans *IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on Neural Networks*, vol. i, IEEE, ISBN 0-7803-0164-1, p. 887–892, doi :10.1109/IJCNN.1991.155296. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/155296/>. 27
- SPECHT, D. F. 1990, «Probabilistic neural networks», *Neural Networks*, vol. 3, n° 1, doi :10.1016/0893-6080(90)90049-Q, p. 109–118, ISSN 0893-6080. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/089360809090049Q>. 27
- SRINIVASAN, D., X. JIN et R. CHEU. 2004, «Evaluation of Adaptive Neural Network Models for Freeway Incident Detection», *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 5, n° 1, doi :10.1109/TITS.2004.825084, p. 1–11, ISSN 1524-9050. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1271284/>. 27
- SRIVASTAVA, N., G. HINTON, A. KRIZHEVSKY, I. SUTSKEVER et R. SALAKHUTDINOV. 2014, «Dropout : A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting», *Journal of Machine Learning Research*, vol. 15, p. 1929–1958. URL <http://jmlr.org/papers/v15/srivastava14a.html>. 42
- SUN, Z.-L., K.-F. AU et T.-M. CHOI. 2007, «A Neuro-Fuzzy Inference System Through Integration of Fuzzy Logic and Extreme Learning Machines», *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 37, n° 5, doi :10.1109/TSMCB.2007.901375, p. 1321–1331, ISSN 1083-4419. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/4305290/>. 47
- SUN, Z.-L., T.-M. CHOI, K.-F. AU et Y. YU. 2008, «Sales forecasting using extreme learning machine with applications in fashion retailing», *Decision Support Systems*, vol. 46, n° 1, doi :10.1016/J.DSS.2008.07.009, p. 411–419, ISSN 0167-9236. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923608001371>. 19, 34
- SYNTETOS, A. A., K. NIKOLOPOULOS, J. E. BOYLAN, R. FILDES et P. GOODWIN. 2009, «The effects of integrating management judgement into intermittent demand forecasts», *International Journal of Production Economics*, vol. 118, n° 1, doi :10.1016/J.IJPE.2008.08.011, p. 72–81, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527308002491>. 15
- TABACHNICK, B. G. et L. S. FIDELL. 2006, *Using Multivariate Statistics (5th Edition)*, Allyn & Bacon, Inc., Needham Heights, MA, USA, ISBN 0205459382. 26

- TAIGMAN, Y., M. YANG, M. RANZATO et L. WOLF. 2014, «DeepFace : Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification», dans *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, ISBN 978-1-4799-5118-5, p. 1701–1708, doi :10.1109/CVPR.2014.220. URL <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6909616>. 36
- THOMASSEY, S. 2002, *Méthodologie de la prévision des ventes appliquée à la distribution textile*, thèse de doctorat, Université de Lille 1. URL <http://www.theses.fr/2002LIL10119>. vii, 13, 20, 22
- THOMASSEY, S. 2010, «Sales forecasts in clothing industry : The key success factor of the supply chain management», *International Journal of Production Economics*, vol. 128, n° 2, doi : 10.1016/J.IJPE.2010.07.018, p. 470–483, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527310002598>. 10, 14, 16, 23, 61
- THOMASSEY, S. 2014, «Sales Forecasting in Apparel and Fashion Industry : A Review», dans *Intelligent Fashion Forecasting Systems : Models and Applications*, édité par Y. Y. Choi TM., Hui CL., Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, p. 9–27, doi :10.1007/978-3-642-39869-8_2. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-39869-8_{_}2. 11, 61
- THOMASSEY, S. et P. DOUILLET. 2005, «Implementation of the newsboy method for the sales forecasting of the apparel industry», dans *Proceedings of the Industrial Simulation Conference (ISC2005)*. 22, 61
- THOMASSEY, S., A. FIORDALISAO et M. HAPPIETTE. 2004a, «A neuro-fuzzy system for short-term textile sale forecasting», dans *Proceedings of the 4th AUTEX Conference*. 22, 61
- THOMASSEY, S. et A. FIORDALISO. 2006, «A hybrid sales forecasting system based on clustering and decision trees», *Decision Support Systems*, vol. 42, n° 1, doi :10.1016/J.DSS.2005.01.008, p. 408–421, ISSN 0167-9236. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923605000114>. vii, 16, 21, 22, 23, 29, 30, 33, 61
- THOMASSEY, S. et M. HAPPIETTE. 2007, «A neural clustering and classification system for sales forecasting of new apparel items», *Applied Soft Computing*, vol. 7, n° 4, doi :10.1016/J.ASOC.2006.01.005, p. 1177–1187, ISSN 1568-4946. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S156849460600010X>. vii, 21, 22, 23, 29, 31, 33, 61
- THOMASSEY, S., M. HAPPIETTE et J. CASTELAIN. 2002a, «Three complementary sales forecasting models for textile distributors», dans *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, vol. vol.6, IEEE, ISBN 0-7803-7437-1, p. 5, doi :10.1109/ICSMC.2002.1175642. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1175642/>. 22, 61
- THOMASSEY, S., M. HAPPIETTE et J. M. CASTELAIN. 2002b, «A short term forecasting system adapted to textile distribution», dans *Proceedings of the International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU2002)*. 22, 61
- THOMASSEY, S., M. HAPPIETTE et J. M. CASTELAIN. 2002c, «Textile items classification for sales forecasting», dans *Proceedings of the 4th European Simulation Symposium and Exhibition Simulation in Industry*. 22, 61
- THOMASSEY, S., M. HAPPIETTE et J. M. CASTELAIN. 2003, «Mean-term textile sales forecasting using families and items classification», *Studies in Informatics and Control*, vol. 12, n° 1, p. 41–52. 22, 61
- THOMASSEY, S., M. HAPPIETTE et J. M. CASTELAIN. 2004b, «A textile supply chain management requirement : improvement of sales forecasting», dans *Proceedings of the Industrial Simulation Conference (ISC2004)*. 22, 61

- THOMASSEY, S., M. HAPPIETTE et J.-M. CASTELAIN. 2005a, «A global forecasting support system adapted to textile distribution», *International Journal of Production Economics*, vol. 96, n° 1, doi :10.1016/J.IJPE.2004.03.001, p. 81–95, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527304000490>. 22, 61
- THOMASSEY, S., M. HAPPIETTE et J. M. CASTELAIN. 2005b, «A short and mean-term automatic forecasting system—application to textile logistics», *European Journal of Operational Research*, vol. 161, n° 1, doi:10.1016/J.EJOR.2002.09.001, p. 275–284, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221703007501>. 20, 22, 61
- THOMASSEY, S., M. HAPPIETTE, N. DEWAELE et J. M. CASTELAIN. 2002d, «A Short and Mean Term Forecasting System Adapted to Textile Items' Sales», *Journal of the Textile Institute*, vol. 93, n° 3, doi :10.1080/00405000208658360, p. 95–104, ISSN 0040-5000. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00405000208658360>. 22, 61
- THOMASSEY, S. et X. ZENG. 2018, *Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era*, Springer Singapore, ISBN 978-981-13-0079-0, doi :10.1007/978-981-13-0080-6. URL http://link.springer.com/10.1007/978-981-13-0080-6_{_}1. 20
- TIAN, B., M. AZIMI-SADJADI, T. VONDER HAAR et D. REINKE. 2000, «Temporal updating scheme for probabilistic neural network with application to satellite cloud classification», *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 11, n° 4, doi :10.1109/72.857771, p. 903–920, ISSN 10459227. URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18249818><http://ieeexplore.ieee.org/document/857771/>. 27
- TSENG, F.-M. 2008, «Quadratic interval innovation diffusion models for new product sales forecasting», *Journal of the Operational Research Society*, vol. 59, n° 8, doi :10.1057/palgrave.jors.2602457, p. 1120–1127, ISSN 0160-5682. URL <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1057/palgrave.jors.2602457>. 22
- TSUJINO, K. et S. NISHIDA. 1995, «Implementation and refinement of decision trees using neural networks for hybrid knowledge acquisition», *Artificial Intelligence in Engineering*, vol. 9, n° 4, doi :10.1016/0954-1810(95)00005-4, p. 265–276, ISSN 0954-1810. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0954181095000054>. 21, 27
- VAAGEN, H. et S. W. WALLACE. 2008, «Product variety arising from hedging in the fashion supply chains», *International Journal of Production Economics*, vol. 114, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2007.11.013, p. 431–455, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527308000534>. 13
- VARFIS, A. et C. VERSINO. 1992, «Clustering of socio-economic data with kohonen maps», *Neural Network World*, vol. 2, n° 6, p. 813–834. 26
- VESANTO, J. et E. ALHONIEMI. 2000, «Clustering of the self-organizing map», *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 11, n° 3, doi :10.1109/72.846731, p. 586–600, ISSN 10459227. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/846731/>. 24, 25, 28
- WAGNER, M. Thèse en cours, *Expectation and perception of consumers for (ethical) fashion brands and impact on the purchase behaviour*, thèse de doctorat, Université de Lille 1. 23, 54
- WAGNER, M., Y. CHEN, A. CURTEZA, S. THOMASSEY, A. PERWUELZ et X. ZENG. 2017a, «Fashion design solutions for environmentally conscious consumers», *IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*, vol. 254, n° 19, p. 192017. URL <http://stacks.iop.org/1757-899X/254/i=19/a=192017>. 61
- WAGNER, M., Y. CHEN, A. CURTEZA, S. THOMASSEY, A. PERWUELZ et X. ZENG. 2017b, «Fashion Product Solutions and Challenges for Environmental and Trend Conscious

- Consumers», *Journal of Fashion Technology & Textile Engineering*, vol. s3, doi :10.4172/2329-9568.S3-010, ISSN 23299568. URL https://www.scitechnol.com/peer-review/fashion-product-solutions-and-challenges-for-environmental-and-trend-conscious-consumers-php?article_{_}id=6927. 54, 61
- WAGNER, M., A. CURTEZA, Y. CHEN, S. THOMASSEY et X. ZENG. 2018, «Environmentally-Friendly Perception of Fashion Products : A Kansei Study», dans *Proceedings of the 7th International Conference on Kansei Engineering and Emotion Research 2018*, édité par K. S. Lokman A., Yamanaoka T., Lévy P., Chen K., Springer, Singapore, p. 369–378, doi :10.1007/978-981-10-8612-0_39. URL http://link.springer.com/10.1007/978-981-10-8612-0_{_}39. 54, 61
- WAGNER, M., S. THOMASSEY, A. PERWUELZ et X. ZENG. 2017c, «Simplified lcia for consumer perception of a t-shirt», dans *AVNIR Conference 2017*. 55, 61
- WANG, L., W. HU et T. TAN. 2003, «Recent developments in human motion analysis», *Pattern Recognition*, vol. 36, n° 3, doi :10.1016/S0031-3203(02)00100-0, p. 585–601, ISSN 0031-3203. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320302001000>. 56
- WANT, R., A. HOPPER, V. FALCÃO et J. GIBBONS. 1992, «The active badge location system», *ACM Trans. Inf. Syst.*, vol. 10, n° 1, doi :10.1145/128756.128759, p. 91–102, ISSN 1046-8188. URL <http://doi.acm.org/10.1145/128756.128759>. 57
- WILSON, R. L. et R. SHARDA. 1994, «Bankruptcy prediction using neural networks», *Decision Support Systems*, vol. 11, n° 5, doi :10.1016/0167-9236(94)90024-8, p. 545–557, ISSN 0167-9236. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0167923694900248>. 27
- WINTERS, P. R. 1960, «Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages», *Management Science*, vol. 6, n° 3, doi :10.1287/mnsc.6.3.324, p. 324–342, ISSN 0025-1909. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.6.3.324>. 17
- WITTEN, I. H. I. H., E. FRANK et M. A. M. A. HALL. 2011, *Data mining : practical machine learning tools and techniques*, Morgan Kaufmann, ISBN 0123748569, 629 p.. 24, 59
- WONG, W. et Z. GUO. 2010, «A hybrid intelligent model for medium-term sales forecasting in fashion retail supply chains using extreme learning machine and harmony search algorithm», *International Journal of Production Economics*, vol. 128, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2010.07.008, p. 614–624, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527310002331>. 12, 19
- WU, S. et T. W. CHOW. 2004, «Clustering of the self-organizing map using a clustering validity index based on inter-cluster and intra-cluster density», *Pattern Recognition*, vol. 37, n° 2, doi : [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(03\)00237-1](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(03)00237-1), p. 175 – 188, ISSN 0031-3203. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320303002371>. 24
- XIA, M., Y. ZHANG, L. WENG et X. YE. 2012, «Fashion retailing forecasting based on extreme learning machine with adaptive metrics of inputs», *Knowledge-Based Systems*, vol. 36, doi :10.1016/J.KNOSYS.2012.07.002, p. 253–259, ISSN 0950-7051. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705112001906>. 10, 11, 19
- XIN JIN, X., D. SRINIVASAN et R. L. RUEY LONG CHEU. 2001, «Classification of freeway traffic patterns for incident detection using constructive probabilistic neural networks», *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 12, n° 5, doi :10.1109/72.950145, p. 1173–1187, ISSN 10459227. URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18249943http://ieeexplore.ieee.org/document/950145/>. 27
- Y. QIAN, P. GIACCONE, M. SASDELLI, E. VASQUEZ, B. S. 2017, «Algorithmic clothing : hybrid recommendation, from street-style-to-shop», dans *Proceedings of the KDD Workshop on ML meets Fashion, Canada*, doi :DOI:arXiv:1705.09451. 35

- YAN, Z., N. DUAN, J. BAO, P. CHEN, M. ZHOU et Z. LI. 2018, «Response selection from unstructured documents for human-computer conversation systems», *Knowledge-Based Systems*, vol. 142, doi :10.1016/J.KNOSYS.2017.11.033, p. 149–159, ISSN 0950-7051. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705117305646>. 35
- YOO, H. et R. PIMMEL. 1999, «Short term load forecasting using a self-supervised adaptive neural network», *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 14, n° 2, doi :10.1109/59.761912, p. 779–784, ISSN 08858950. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/761912/>. 19
- YU, Y., T.-M. CHOI et C.-L. HUI. 2011, «An intelligent fast sales forecasting model for fashion products», *Expert Systems with Applications*, vol. 38, n° 6, doi :10.1016/J.ESWA.2010.12.089, p. 7373–7379, ISSN 0957-4174. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417410014521>. 34, 47
- ZADEH, L. et L. A. 1994, «Soft computing and fuzzy logic», *IEEE Software*, vol. 11, n° 6, doi :10.1109/52.329401, p. 48–56, ISSN 0740-7459. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/329401/>. 20
- ZAGORUYKO, S. et N. KOMODAKIS. 2015, «Learning to compare image patches via convolutional neural networks», dans *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, ISBN 978-1-4673-6964-0, p. 4353–4361, doi :10.1109/CVPR.2015.7299064. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/7299064/>. 40
- ZAPRANIS, A. et D. GINOGLIOU. 2000, «Forecasting corporate failure with neural network approach : The greek case», *Journal of Financial Management and Analysis*, vol. 13, n° 2. 26
- ZHANG, X. 2004, «The impact of forecasting methods on the bullwhip effect», *International Journal of Production Economics*, vol. 88, n° 1, doi :10.1016/S0925-5273(03)00128-2, p. 15–27, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527303001282>. 10, 16
- ZHANG, Y., X. LIU, R. XIAO et Z. YUAN. 2015, «Life cycle assessment of cotton T-shirts in China», *The International Journal of Life Cycle Assessment*, vol. 20, n° 7, doi :10.1007/s11367-015-0889-4, p. 994–1004, ISSN 0948-3349. URL <http://link.springer.com/10.1007/s11367-015-0889-4>. 55
- ZHAO, X. et J. XIE. 2002, «Forecasting errors and the value of information sharing in a supply chain», *International Journal of Production Research*, vol. 40, n° 2, doi :10.1080/00207540110079121, p. 311–335, ISSN 0020-7543. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207540110079121>. 16
- ZHAO, X., J. XIE et R. S. M. LAU. 2001, «Improving the supply chain performance : Use of forecasting models versus early order commitments», *International Journal of Production Research*, vol. 39, n° 17, doi :10.1080/00207540110072236, p. 3923–3939, ISSN 0020-7543. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207540110072236>. 16
- ZHAO, X., J. XIE et J. LEUNG. 2002, «The impact of forecasting model selection on the value of information sharing in a supply chain», *European Journal of Operational Research*, vol. 142, n° 2, doi :10.1016/S0377-2217(01)00300-9, p. 321–344, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221701003009>. 15
- ZHI-HUA ZHOU et YUAN JIANG. 2004, «NeC4.5 : neural ensemble based C4.5», *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 16, n° 6, doi :10.1109/TKDE.2004.11, p. 770–773, ISSN 1041-4347. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1294896/>. 26, 28
- ZHOU, Z.-H., J. WU et W. TANG. 2002, «Ensembling neural networks : Many could be better than all», *Artificial Intelligence*, vol. 137, n° 1-2, doi :10.1016/S0004-3702(02)00190-X, p.

239–263, ISSN 0004-3702. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000437020200190X>. 27

ZHU, Q.-Y., A. QIN, P. SUGANTHAN et G.-B. HUANG. 2005, «Evolutionary extreme learning machine», *Pattern Recognition*, vol. 38, n° 10, doi :10.1016/J.PATCOG.2005.03.028, p. 1759–1763, ISSN 0031-3203. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320305001809>. 19

ZHU, X., S. K. MUKHOPADHYAY et X. YUE. 2011, «Role of forecast effort on supply chain profitability under various information sharing scenarios», *International Journal of Production Economics*, vol. 129, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2010.10.021, p. 284–291, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527310004147>. 16

ZOPOUNIDIS, C. et M. DOUMPOS. 2002, «Multicriteria classification and sorting methods : A literature review», *European Journal of Operational Research*, vol. 138, n° 2, doi :10.1016/S0377-2217(01)00243-0, p. 229–246, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221701002430>. 26

ŞEN, A. 2008, «The US fashion industry : A supply chain review», *International Journal of Production Economics*, vol. 114, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2007.05.022, p. 571–593, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527308000522>. 10, 12, 13

Chapitre 3

Production et approvisionnement des articles textiles

«
*La Supply Chain,
Avant...*
*"Il ne faut pas vendre la peau de
l'ours avant de l'avoir tué"*
Aujourd'hui...
*"Pourquoi tuer l'ours si l'on ne peut
pas vendre sa peau"*
»

Professeur Philippe Wieser,
Institut international de
Management pour la Logistique

Sommaire

3.1 Introduction	80
3.2 Stratégies pour une chaîne d'approvisionnement durable et orientée client . . .	81
3.2.1 Systèmes d'aide à la décision pour un développement durable des chaînes d'approvisionnement locales	82
3.2.2 Nouveaux modèles économiques pour un marché textile plus durable . . .	83
3.3 Optimisation de la gestion des ressources de la filière textile - habillement - dis- tribution	92
3.3.1 Collaborations et partage des ressources pour la chaîne d'approvisionne- ment textile - habillement - distribution	92
3.3.2 Optimisation de la gestion des morphologies des consommateurs pour une chaîne d'approvisionnement orientée client	98
3.4 Planification et optimisation des processus de production	110
3.4.1 Planification de la production de petites séries personnalisées	110
3.4.2 Optimisation du processus de coupe pour une production personnalisée .	113
3.4.3 Modélisation et optimisation du processus de fabrication de tissus denim .	119
3.5 Conclusion	120
3.6 Références	121

3.1 Introduction

La fin progressive des quotas sur les produits textiles en provenance notamment de Chine entre 2005 et 2008, a eu un impact relatif sur l'industrie textile Française pour laquelle le processus de délocalisation était déjà fortement engagé. A l'inverse, l'impact a été beaucoup plus conséquent sur la chaîne d'approvisionnement (ou "supply chain") du secteur au dépend des pays dits de "proche import" tels que les pays nord Africain et de l'Europe de l'est. Ainsi, les distributeurs textiles Français, et plus généralement Européens, ont privilégié les importations dits de "grand import" et structuré leur chaîne d'approvisionnement en conséquence.

Ainsi, la chaîne d'approvisionnement de la filière textile-habillement-distribution est majoritairement organisée en flux poussés (figure 3.1). Cette stratégie permet aux distributeurs de mener une optimisation des coûts efficace, de satisfaire le client sans délai, et de lisser la production des fournisseurs. Cependant, ces avantages ne sont atteints que si certaines conditions sont remplies. En effet, il est essentiel que les prévisions soient suffisamment fiables et que les délais de production et d'approvisionnement soient respectés. La gestion de la qualité des produits est également plus délicate notamment lorsque les fournisseurs sont situés dans des pays lointains. Pour palier à ces problèmes, les distributeurs ont souvent recours à une augmentation des stocks. Hormis les coûts supplémentaires, cette dernière solution n'est parfois pas suffisante et la gestion en flux poussés conduit la filière textile-habillement-distribution à des ruptures sur certaines références et des sur-stocks sur d'autres.

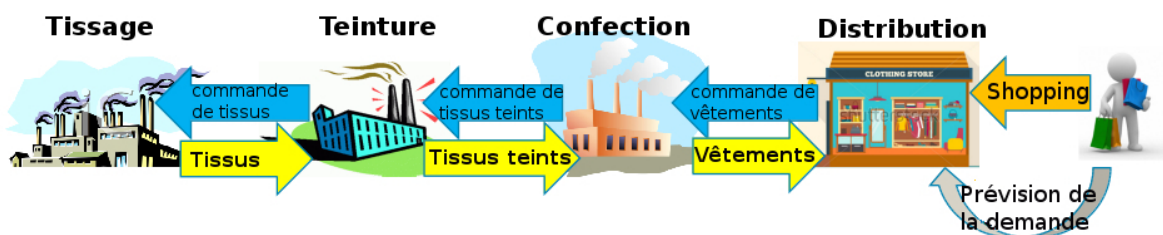


FIGURE 3.1 – Exemple de chaîne d'approvisionnement de la filière textile-habillement-distribution en flux poussés

Par ailleurs, la chaîne d'approvisionnement actuelle n'est pas adaptée aux nouvelles tendances sociétales et de consommation, telles que les envies des consommateurs pour la personnalisation des produits [YEUNG et CHOI, 2011], les enjeux de développement durable, ou encore les nouveaux modèles économiques. Pour répondre à ces enjeux, une solution consiste à réaliser un chaîne d'approvisionnement orientée vers le client. Ceci implique :

- de mieux prendre en compte les besoins du client, comme par exemples proposer des systèmes de tailles adaptés aux morphologies des consommateurs ou réaliser des outils pour la co-conception des vêtements,
- d'adapter les systèmes de fabrication, souvent structurés pour la production de masse. La production à la demande ou à la commande apparaît mieux adaptée. En effet, il est possible avec cette stratégie de produire efficacement de petites séries avec une grande variété de références et ainsi d'envisager une personnalisation des produits.

Cependant, hormis quelques exemples, la majorité des chaînes d'approvisionnement des distributeurs textiles ne sont pas compatibles avec cette stratégie. En effet, les coûts et les délais seraient beaucoup trop importants [IOANNOU et DIMITRIOU, 2012; MORIKAWA et collab., 2014]. Il est donc nécessaire de proposer des améliorations à tous les niveaux décisionnels :

1. Au niveau stratégique, il est essentiel d'étudier et d'évaluer les modèles émergeant pour aider les entreprises à s'adapter aux évolutions de leur environnement. Par exemple, les chaînes d'approvisionnement locales [MACCHION et collab., 2015] et/ou basées sur l'économie de la fonctionnalité peuvent elles répondre aux enjeux de développement durable et de la personnalisation de la demande ?

2. Au niveau tactique, la gestion des ressources est essentielle. L'organisation de la chaîne d'approvisionnement peut être repensée pour mieux répondre aux besoins des clients en termes de délais, coûts et produits.
3. Au niveau opérationnel, l'utilisation des ressources doit être optimisée pour la production de petites séries et la réduction des impacts environnementaux. Ainsi, des outils spécifiques de planification, modélisation et d'optimisation des processus de production sont nécessaires.

La figure 3.2 illustre mes contributions depuis 2007 pour développer une chaîne d'approvisionnement et de production orientée client et adaptée aux enjeux de développement durable.

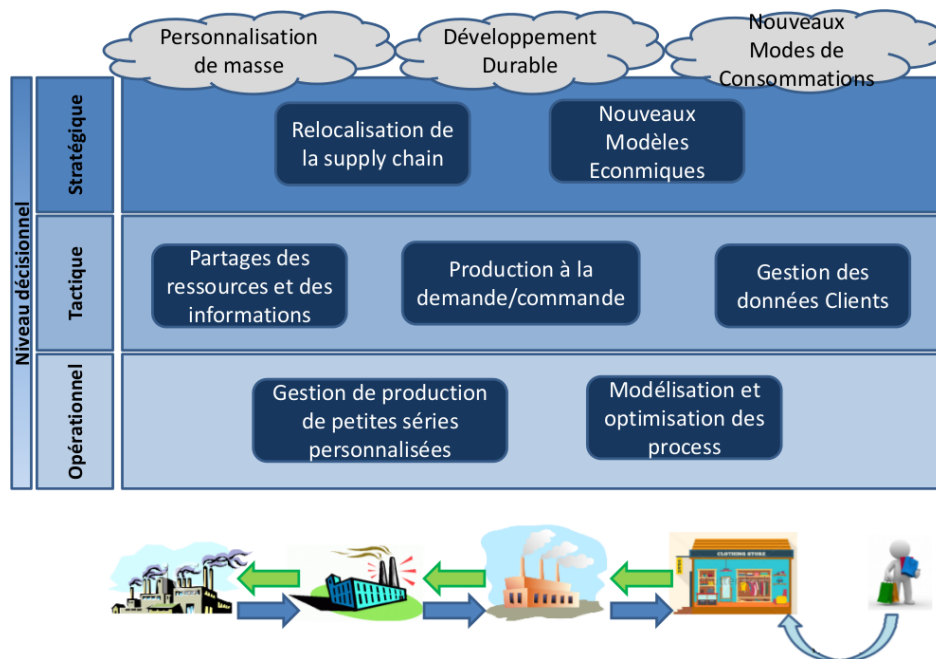


FIGURE 3.2 – Contributions pour la gestion de la chaîne d'approvisionnement pour différents niveaux décisionnels

La section 3.2 décrit mes contributions au niveau stratégique pour une chaîne d'approvisionnement et de production durable et orientée client.

L'optimisation des ressources (matériels, humaines, informationnelles) est abordée dans les travaux présentés en section 3.3.

La section 3.4 propose des contributions au niveau opérationnel pour optimiser différents processus de production de la filière textile-habillement.

La section 3.5 conclut ce chapitre.

3.2 Stratégies pour une chaîne d'approvisionnement durable et orientée client

Actuellement, la production massive de vêtements dans des pays éloignés des lieux de consommations restreint l'évolution la filière vers des modèles plus durables et orientés clients. Afin de répondre à ces nouveaux enjeux, différentes solutions existent comme par exemple s'appuyer sur des chaînes d'approvisionnement locales ou migrer vers un modèle basé sur la fonctionnalité des produits.

3.2.1 Systèmes d'aide à la décision pour un développement durable des chaînes d'approvisionnement locales

Les chaînes d'approvisionnement locales n'ont jamais été totalement abandonnées par les distributeurs textiles. Si la majorité de la production est généralement assurée dans les pays à bas coûts, il reste intéressant de pouvoir s'approvisionner localement en quantité plus modeste dans des délais courts. En effet, ce choix est très pertinent pour répondre à des événements imprévus tel que des ventes exceptionnelles de certains produits par exemple. Plus récemment, l'intérêt des approvisionnements locaux et de proximité est croissant et ce pour plusieurs raisons telles que l'augmentation des coûts de main d'œuvre dans les pays producteurs [ELLRAM et collab., 2013] ou la volonté de produire au plus proche des consommateurs [KÄRKKÄINEN et collab., 2003].

Plusieurs travaux de recherche ont étudié cette stratégie [BARNES et LEAGREENWOOD, 2006; CHRISTOPHER et collab., 2006; DANA et collab., 2007; MACCHION et collab., 2015] par le passé mais souvent d'un point de vue économique et commercial. Le développement durable n'est généralement pas un facteur de motivation des entreprises pour relocaliser leurs chaînes d'approvisionnement. Plus généralement, peu d'études sur les chaînes d'approvisionnement durables traitent l'ensemble des trois piliers du développement durable "social-écologie-économie" [DUBEY et collab., 2017]. Néanmoins, quelques recherches visent à démontrer les bénéfices potentiels des chaînes d'approvisionnement locales pour le développement durable [ASHBY, 2016; DESAI et collab., 2012; SHEN et BIN, 2014]. La portée de ces analyses restent cependant limitée à des cas d'applications spécifiques (par exemple le E-commerce) ou à des critères d'évaluation restreints à un ou deux piliers sur trois.

Les travaux de thèse de Petchprakai Sirilertsuwan [SIRILERTSUWAN, Thèse en cours], débuté en septembre 2017, visent à analyser de façon exhaustive les bénéfices des chaînes d'approvisionnement locales en terme de développement durable en considérant les trois piliers "social-écologie-économie". La figure 3.3 illustre la méthodologie développée dans cette thèse. L'objectif est de proposer un système d'aide à la décision intégrant les trois piliers du développement durable pour accompagner les entreprises dans le choix de leur stratégie d'approvisionnement.

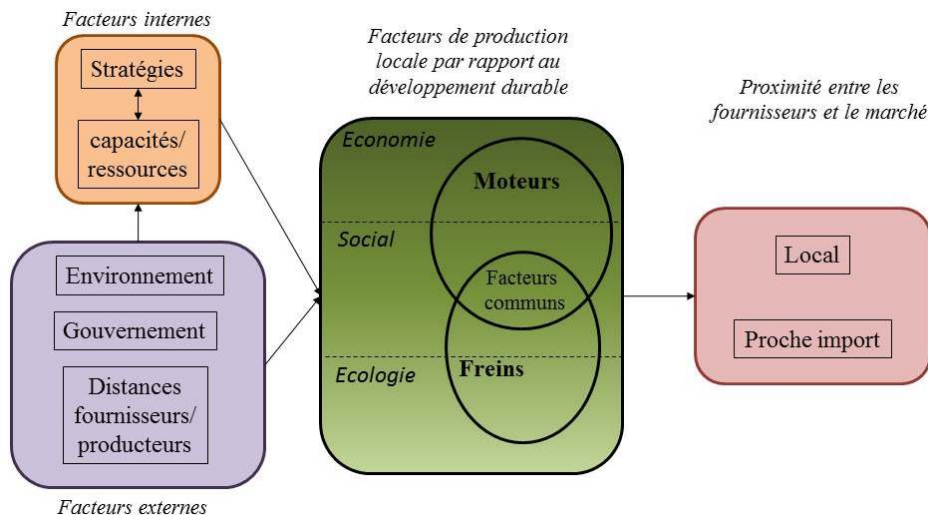


FIGURE 3.3 – Schéma général des travaux de thèse de Petchprakai Sirilertsuwan

La mise en œuvre de ce système nécessite de définir quels sont les facteurs internes et externes qui incitent et repoussent les entreprises à utiliser des approvisionnements locaux. Le système d'aide à la décision devra ensuite identifier les relations entre ces facteurs et les alternatives de stratégies d'approvisionnements.

Pour se faire, des premiers résultats ont été obtenus à partir d'entretiens avec douze entreprises Suédoises du secteur textile - habillement concernant leurs critères de choix pour leur stratégie d'approvisionnement.

Selon les entreprises interrogées, les facteurs les plus influents dans le choix ou non d'approvisionnements locaux sont présentés en figure 3.4.

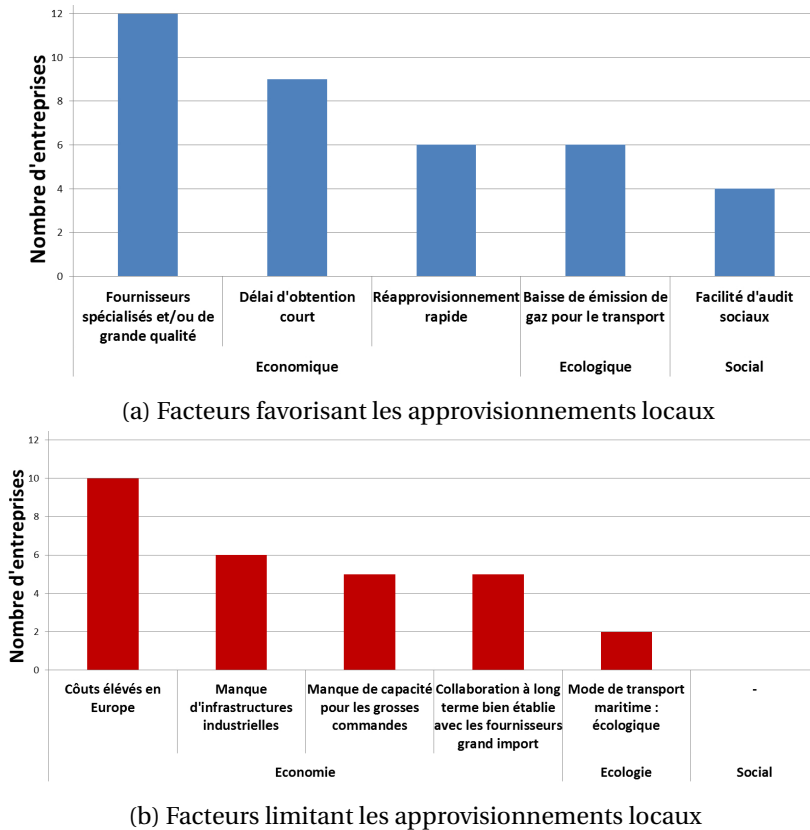


FIGURE 3.4 – Facteurs les plus influents dans le choix ou non d'approvisionnements locaux

Comme attendu, les facteurs économiques sont les plus importants pour les entreprises. Il est intéressant de noter que l'approvisionnement local est souvent synonyme de produit spécifique, de grande qualité et à haute valeur ajoutée. Le grand import reste le choix typique pour réduire les coûts de production. D'un point de vue environnemental, le proche import pâtit des transports routier très polluants comparés aux transports maritimes.

Ces résultats montrent clairement que le système d'aide à décision proposé dans les travaux futurs doit impérativement intégrer les aspect économiques. Le principal challenge est de considérer les impacts économiques des décisions d'approvisionnements sur un horizon à long terme. En effet, les gains économiques escomptés ne seront durables que si les deux autres piliers, social et écologie, sont également améliorés.

3.2.2 Nouveaux modèles économiques pour un marché textile plus durable

Ces dernières années, la stratégie dite de "Fast Fashion" s'est avérée très fructueuse à l'image du succès de certaines marques telles que Zara ou H&M. Cette stratégie s'appuie sur un renouvellement des collections à une fréquence de l'ordre de 3 à 5 semaines [HU et collab., 2014]. Cette incitation à la consommation amène la "Fast Fashion" à être un des plus importants générateurs d'impacts environnementaux [ROOS et collab., 2015]. Face à cette tendance, le développement de nouveaux modèles d'affaires basés sur l'économie circulaire apparaissent comme de réelles opportunités pour la filière textile-habille-ment-distribution afin de concilier succès économique et développement durable. Dans KIRCHHERR et collab. [2017], l'économie circulaire est définie par : "un modèle économique dont le but est de réaliser un développement durable en créant une qualité environnementale, économie prospère et société équitable, pour les générations actuelles et futures". Cela inclut de nombreuses actions et modèles tels que la réparation des produits, le recyclage ou encore l'économie de la fonctionnalité. Ce dernier exemple est particulièrement intéres-

sant pour le secteur textile-habillement-distribution. En effet, cette stratégie, dont le principe général est de proposer un service et non un produit, pourrait concilier à la fois l'envie des consommateurs de changer régulièrement de vêtements et accroître la durée de vie des produits textiles. Divers exemples d'applications de modèles basés sur l'économie de la fonctionnalité existent dans différents secteurs industriels et également dans des marchés spécifiques de la mode (vêtements pour enfants, vêtements de cérémonie,...). Néanmoins, les réels bénéfices environnementaux de cette approche restent à établir. En effet, plusieurs travaux proposent une modélisation et une évaluation des impacts environnementaux de modèles économiques basés sur la fonctionnalité ou la consommation collaborative [AGRAWAL et collab., 2012; YANG et collab., 2017; ZAMANI et collab., 2017]. Cependant, ces études restent très globales et ne permettent pas de déterminer avec précision les relations entre les gains potentiels et différents paramètres du modèle considéré.

Les travaux menés dans le cadre de la thèse de Romain Benkirane [BENKIRANE, Thèse en cours] et par Maximilien Schrub, ingénieur recherche, ont pour objectif de quantifier les impacts environnementaux d'un modèle économique basé sur la location de vêtements en intégrant la chaîne d'approvisionnement et de distribution associée. Les différents scénarios envisagés visent à définir les limites du modèle et ainsi proposer un système d'aide à la décision pour la mise en œuvre de cette stratégie.

Le système développé est composé de trois modules indépendants pour caractériser les différents services envisagés :

1. la location du vêtement qui s'oppose à l'achat du produit,
2. la livraison du vêtement à domicile qui se substitue au déplacement individuel en magasin,
3. l'entretien industriel (blanchiment) du vêtement qui est l'alternative à l'entretien domestique.

Cette modularité permet d'obtenir huit scénarios différents (figure 3.5) et d'identifier précisément les leviers d'améliorations possibles pour réduire les impacts environnementaux.

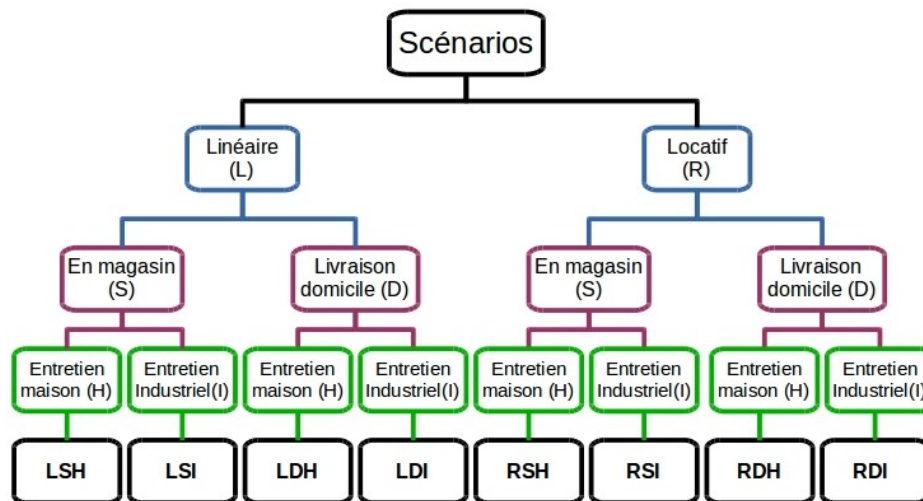


FIGURE 3.5 – Les huit scénarios obtenus avec les trois modules de services

L'évaluation des impacts environnementaux est effectuée par une Analyse du Cycle de Vie (ACV) d'un produit textile. L'ACV, dont la méthodologie est définie par les normes ISO 14040 et ISO 14044 (ISO, 2006), permet de prendre en compte l'ensemble des étapes de la vie du produit depuis l'extraction des matières premières jusqu'à la fin de vie. La méthodologie de l'ACV nécessite de définir une unité fonctionnelle qui permet de comparer les différents scénarios, pour la même fonction du produit. L'unité fonctionnelle utilisée dans notre étude est : "Utiliser un T-Shirt une fois". Une utilisation consiste à porter le T-Shirt une fois puis le laver, le sécher et le repasser. L'ensemble des résultats a été quantifié à partir d'un T-Shirt en lin de 253g, d'une durée de vie estimée à 52 utilisations, produit en Chine à partir de Lin cultivé en France, puis vendu en France. Cette durée de vie,

appelée durée normative DN, correspond aux capacités techniques du produit.

Pour les scénarios dits "linéaires", la durée de l'utilisation DU du T-Shirt est fixée à 10. Cela signifie que le consommateur achète le produit et ne l'utilise pas jusqu'à la fin de ses capacités techniques. Ainsi pour répondre à l'unité fonctionnelle, le flux de référence RF est de $RF = \frac{1}{DU}$. Toutes les 10 utilisations, le consommateur achète un nouveau produit et par conséquent une nouvelle production est requise.

Pour les scénarios basés sur la location, le produit est utilisé jusqu'à sa durée normative. Le flux de référence devient alors $RF = \frac{1}{DN}$. En effet, le même vêtement est utilisé 10 fois par plusieurs clients jusqu'à sa détérioration physique (52 utilisations). Les différents flux générés par les huit scénarios sont schématisés en figure 3.6.

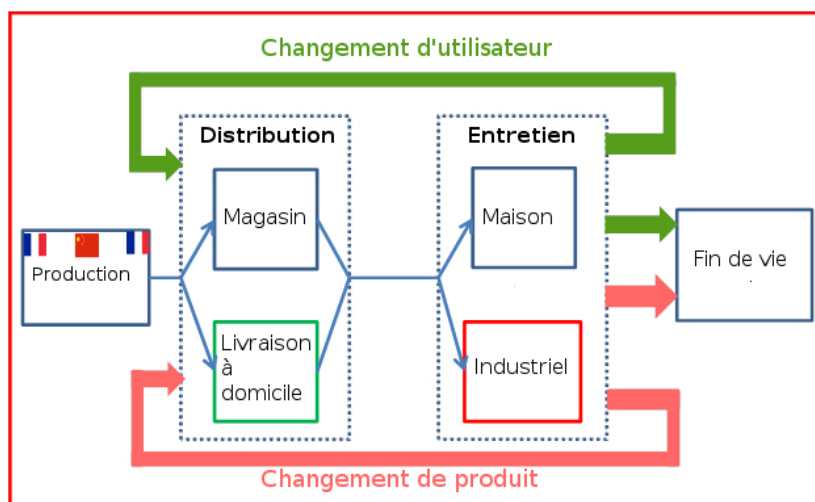


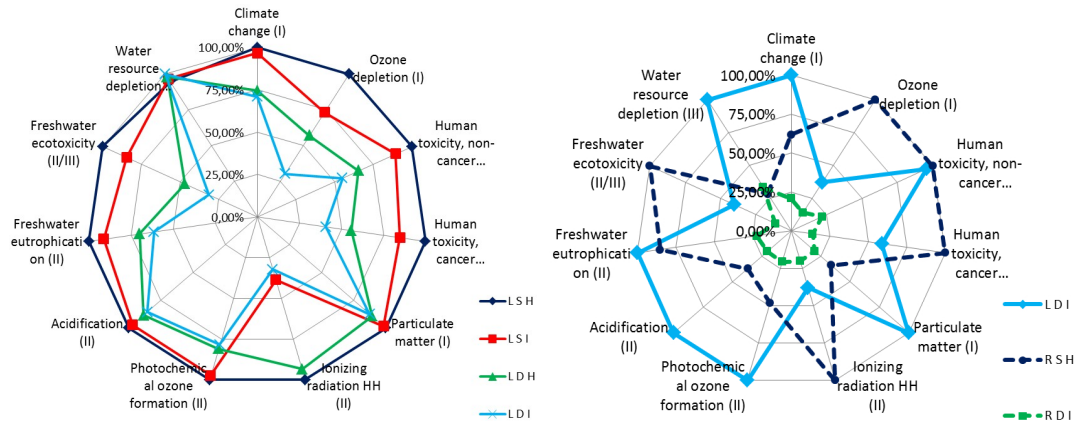
FIGURE 3.6 – Schéma des flux pour les différents scénarios

Pour réaliser cette ACV, nous avons choisi le logiciel *SimaPro* de la société *Pré-Sustainability* associé avec la méthode de calcul d'impacts *ILCD Midpoint+ 2011* pour leur fiabilité reconnue dans le milieu de l'évaluation des impacts environnementaux.

L'ensemble de paramètres de production, distribution et d'utilisation, telles que le processus et les transports utilisés pour la fabrication, les distances parcourues par le consommateur pour se rendre dans un magasin, les caractéristiques des machines à laver domestiques ou industrielles, ..., sont des valeurs moyennes constatées en France ou en Europe et issues de la littérature [BAHOKEN et collab., 2016; CTTN-IREN, 2007; EDWARDS et MCKINNON, 2009; LABOUZE et collab., 2007]. Les résultats obtenus sur les 11 impacts environnementaux considérés par la méthode *ILCD Midpoint+ 2011* sont illustrés en figure 3.7. Les unités et ordres de grandeur des impacts sont très différents. Afin de faciliter la comparaison, le scénario le plus impactant se voit attribuer la valeur 100% sur cette figure.

Sur les scénarios linéaires, c'est à dire avec un achat classique du produit, il apparaît clairement que les mutualisations des transports pour la livraison au consommateur et de l'entretien du vêtement sont deux leviers intéressants pour réduire les impacts (figure 3.7a). La stratégie basée sur la location de vêtements apporte une réduction substantielle des impacts environnementaux (figure 3.7b). Avec la location de vêtements (scénario RDI), le plus mauvais impact (épuisement des ressources en eau) n'atteint de 25% du niveau obtenu avec le scénario identique avec l'achat du produit. Néanmoins, cette première analyse basée sur des valeurs moyennes des différents paramètres doit être approfondie par une analyse des sensibilités. Ainsi, plusieurs analyses complémentaires ont été menées.

Les scénarios considérés sont très exposés à l'effet rebond. En effet, le système locatif réduit les impacts environnementaux et apparaît comme plus vertueux pour le consommateur qui pourrait alors être tenté d'augmenter sa fréquence de renouvellement de vêtements, c'est à dire réduire sa durée d'utilisation DU. Ainsi, une première étude de la sensibilité des scénarios locatifs aux varia-



(a) Comparaison des scénarios linéaires

(b) Comparaison des scénarios locations et du "meilleur" scénario linéaire (LDI)

FIGURE 3.7 – Comparaison des impacts environnementaux des différents scénarios

tions de DU est proposée en figure 3.8. Pour simplifier la compréhension, uniquement l'impact "changement climatique" ("climate change") est présenté. Les résultats obtenus sur les autres impacts sont similaires dans leur interprétation. A partir de cette analyse, il est important de noter deux points :

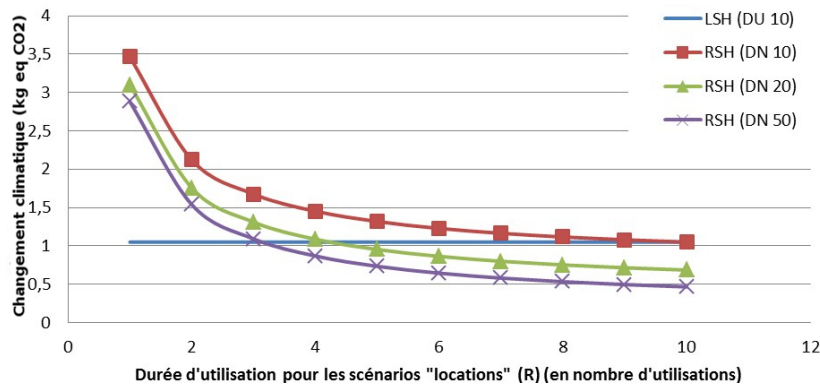
- la durée de vie du produit, c'est à dire sa qualité, est un facteur très essentiel (figure 3.8a). En effet, pour un produit de durée normative égale à 50, le système locatif surclasse le système linéaire traditionnel en terme d'impact sur le changement climatique à partir d'une durée de location par client de 3 utilisations. Ce seuil augmente à 4 pour $DN = 20$ et n'existe pas lorsque la durée normative est égale à la durée d'utilisation estimée pour le système linéaire ($DU = 10$).
- la livraison à domicile atténue très significativement la sensibilité à la durée d'utilisation en location (figure 3.8b). Cela s'explique par la capacité du véhicule utilisé par la livraison (camionnette de charge maximale PTAC égale à 3,3 tonnes) et l'optimisation des tournées, comparés au transport en voiture particulière pour les déplacements en magasin.

Cette dernière analyse montre que l'influence du mode de transport des produits sur les résultats est importante. Ainsi, une étude sur la sensibilité aux distances de transport et aux taux de charge du véhicule a été effectuée. Dans la première simulation (figure 3.7), la distance moyenne considérée entre le consommateur et le magasin est de 21km [EDWARDS et MCKINNON, 2009]. La figure 3.9 montre l'effet de la variation de cette distance sur le changement climatique et sur la valeur du seuil du nombre d'utilisations en location.

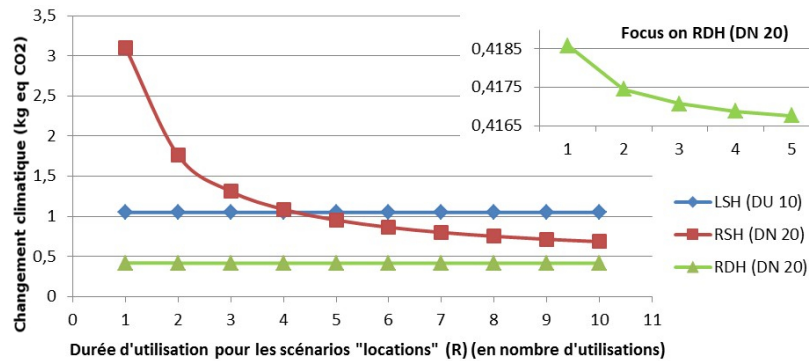
L'influence de la charge du véhicule de livraison est illustrée en figure 3.10. Il faut noter que les variations constatées sont très faibles comparées aux résultats obtenus avec un déplacement individuel en magasin. Ainsi, la livraison à domicile reste significativement le mode de distribution le plus vertueux, même avec un taux de chargement faible du véhicule.

Enfin, il est intéressant de prendre en compte le retour de produit et le taux de non livraison. En effet, ces deux problèmes sont très communs dans le secteur de la vente à distance et la livraison à domicile. L'évolution des impacts environnementaux en fonction de ces deux paramètres sont quantifiés en figure 3.11. Les augmentations constatées sont également très faibles, de l'ordre de 2%. Cela s'explique une nouvelle fois par la capacité du véhicule de livraison qui atténue fortement les sensibilités de ce mode de distribution.

Ces différentes quantifications des impacts environnementaux de divers scénarios, constituent un base intéressante pour le développement d'un système d'aide à la décision pour la mise en œuvre de modèles basés sur l'économie de la fonctionnalité intégrant les aspects écologiques. Ce système d'aide à la décision devra principalement prendre en compte la durée d'utilisation en location, la durée de vie du produit (c'est à dire sa qualité), le mode et les distances de distribution.



(a) Comparaison des scénarios avec déplacement en magasin pour différentes durées normatives



(b) Comparaison des scénarios avec déplacement en magasin et livraison à domicile

FIGURE 3.8 – Analyse de la sensibilité à la durée d'utilisation

Les aspects économiques de tels modèles sont également des facteurs clés qui ne ne faisant pas l'objet de ces travaux.

Les nouveaux modèles économiques étudiés dans cette étude montrent qu'il possible de repenser la production et la distribution des articles textiles pour réduire les impacts environnementaux. La durée de vie du produit (durée normative) est un paramètre particulièrement essentiel. En effet, son influence sur les scénarios locatifs est démontré en figure 3.8. Les résultats des ACV sont également très dépendants de la durée de vie considérée puisqu'elle modifie directement le flux de référence. La fiabilité des résultats obtenus par une ACV est donc fortement liée à la correcte estimation de la durée de vie du produit. Cependant, la détermination de cette durée de vie, notamment dans le cas de produits textiles, reste assez difficile. Différents tests qualités effectués en laboratoire permettent une quantification de propriétés physiques du vêtement. Néanmoins, les relations entre les usages, la perception du consommateur sur l'usure d'un vêtements et les tests métrologiques ne sont pas prises en compte lors d'une évaluation de la durée de vie du produit. Les travaux de thèse de M. Romain Benkirane [BENKIRANE, *Thèse en cours*], débutés en septembre 2017, ont permis d'identifier plus clairement les liens entre les usages et perceptions des consommateurs et les tests physiques des vêtements (figure 3.12).

La méthodologie adoptée pour cette étude s'appuie sur un sondage sur les usages et critères de fin de vie des consommateurs. Ce sondage portant sur 842 personnes et 5 articles différents (T-Shirt, pantalon, veste, chaussette, drap de lit) effectué en France dans le cadre de travaux précédents, avait pour objectifs de connaître les conditions d'entretien et surtout d'identifier les causes de fin vie des vêtements. Les résultats bruts de cette enquête sont synthétisés en figure 3.13.

Ces données brutes ne permettent pas de quantifier précisément les proportions des différentes causes de fin de vie. Ainsi, l'exploitation de ces résultats doit s'appuyer sur un système

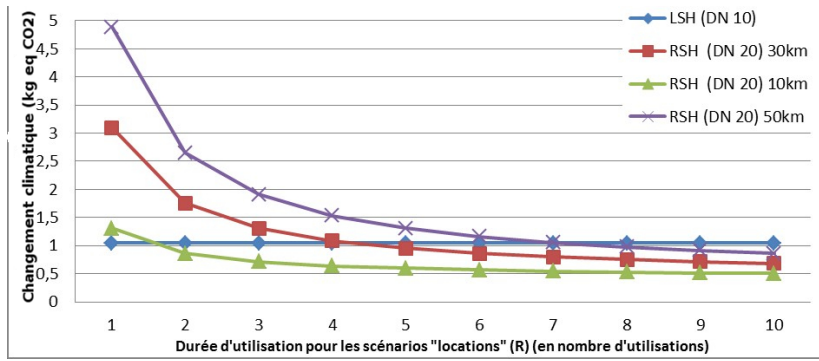


FIGURE 3.9 – Analyse de la sensibilité à la distance consommateur-magasin en voiture individuelle

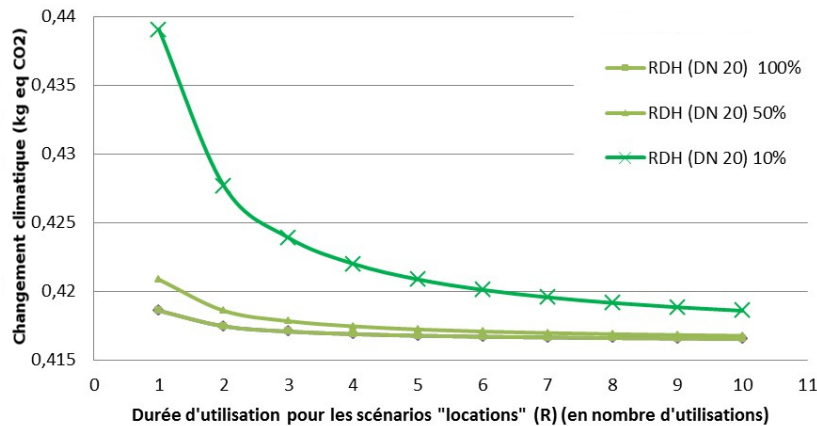


FIGURE 3.10 – Analyse de la sensibilité aux taux de charge du véhicule lors de la livraison à domicile

d'aide à la décision multi-critères. La nature des données, issues des réponses du sondage, nous ont orienté vers un système flou. La facilité de réaliser des comparaisons par paires et de décomposer le problème de façon hiérarchique, nous ont incités à utiliser un système du type analyse hiérarchique des processus. Ainsi, l'interprétation des résultats du sondage est réalisée par une analyse hiérarchique floue des processus (FAHP, Fuzzy Analytic Hierarchic Process) présentée en figure 3.14. Les différentes alternatives sont composées des causes de fin de vie (trou, bouchage, couleur,...) et les critères sont les réponses possibles issues du sondage (toujours, souvent, parfois, jamais).

Les sorties du système FAHP, α_x avec $x =$ type de dommage, représentent les causes de fin de vie en pourcentages pour un type de vêtement compte tenu des habitudes et des sensibilités du consommateur aux différents causes d'usure.

Les capacités d'un vêtement à résister à un dommage (ou cause de fin de vie) sont quantifiées par un ou plusieurs tests physiques, normés. Les résultats de ces tests sont ensuite normalisés. Lorsque plusieurs tests vérifient une même caractéristique, seul le résultat le plus défavorable est retenu. Enfin, l'association de ces tests physiques et des sensibilités aux différents dommages définies par le système FAHP détermine un indicateur appelé qualité normative du vêtement, comme illustré en figure 3.15. Cet indicateur caractérise la capacité du vêtements à résister aux dommages en intégrant la sensibilité des consommateurs. La qualité normative est donc directement liée à la durée de vie d'un vêtement. Ainsi, il possible d'améliorer la précision des ACV, notamment dans le cas d'ACV comparatives entre deux produits. Néanmoins, des travaux supplémentaires sont nécessaires pour obtenir l'estimation de durée de vie à partir de la qualité normative. Une première approche sera réalisé dans les travaux futurs de M.Benkirane et un modèle complet fera l'objet de la thèse de M. Schrub qui débutera en septembre 2018 avec un financement de la région Haut de France et de l'Agence De l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie (ADEME).

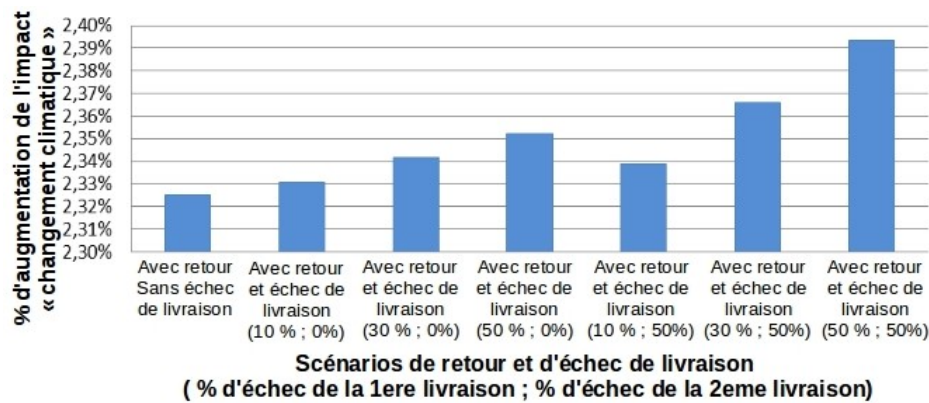


FIGURE 3.11 – Évolution de l'impact "changement climatique" en fonction des différents taux de retour et de non livraison

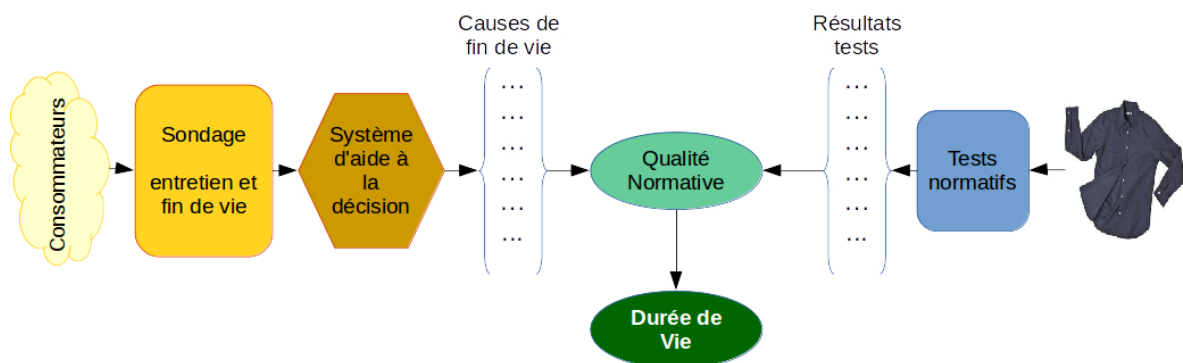


FIGURE 3.12 – Principe général des travaux de thèse de R. Benchirane sur la durée de vie des articles textiles

Les travaux sur l'évaluation de la durée de vie d'un article textile sont essentiels pour une meilleure estimation des impacts environnementaux des produits. La connaissance de cette durée de vie est également cruciale pour la conception et la production des produits. En effet, la production de produits textiles de haute qualité génère une augmentation des impacts environnementaux liés aux processus de fabrication. Par exemples :

- afin d'obtenir un fil de coton plus qualitatif, seules les fibres longues sont utilisés, les fibres moyennes et courtes constituent alors des déchets,
- afin d'obtenir une meilleure solidité teinture, plus de colorant et des processus plus énergivores sont requis.

Il est donc essentiel pour l'environnement de produire une qualité en fonction de l'utilisation prévue de l'article textile afin d'éviter une "sur-qualité" ou une "sous-qualité".

Dans le but d'apporter des éléments de réponse à cette problématique, une partie des travaux de thèse de M. Benkirane ont permis de déterminer les durées de vie minimales requises pour "compenser" les impacts liés à la production. La méthodologie employée est basée sur des ACV intégrant la durée de vie comme un paramètre variable. Les résultats obtenus permettent de définir un seuil, appelé "point de bascule", qui caractérise le nombre d'utilisations nécessaires pour que l'impact de l'usage d'un article soit égal à l'impact de sa fabrication. Ce seuil pourrait être associé à la définition d'une "rentabilité environnementale" d'un produit.

Un exemple de point de bascule d'un T-Shirt coton pour l'impact "épuisement de la couche d'ozone" est donné en figure 3.16. Dans cet exemple, la durée de vie du T-Shirt doit être au minimum de 5 utilisations, sinon l'impact de la production ne sera jamais "compensée" par l'utilisation.

Une autre visualisation des résultats obtenus est proposée en figure 3.17. On notera que sur ces deux graphiques, les impacts à l'origine, correspondant à une utilisation et une production, sont

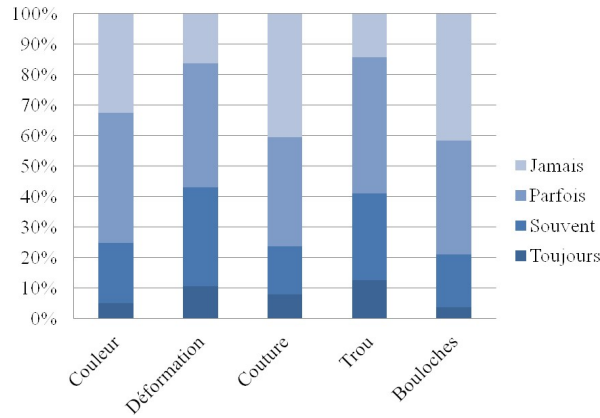


FIGURE 3.13 – Résultats bruts du sondage sur les causes de fin de vie (cas du T-Shirt)

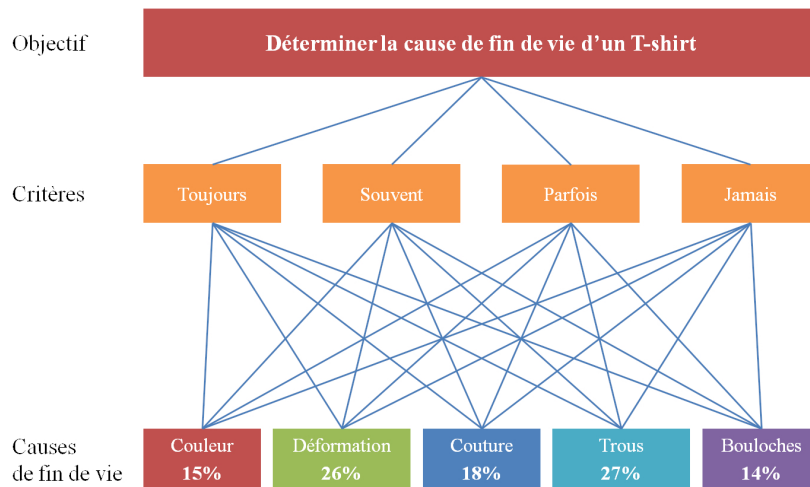


FIGURE 3.14 – Système FAHP pour déterminer les causes de fin de vie d'un article textile

toujours supérieurs pour le produit de plus haute qualité. L'évolution des impacts est composée de :

- droites de faible pente correspondant à l'impact de l'utilisation pendant la durée de vie du produit. La pente est égale à l'impact d'une utilisation.
- droites de forte pente correspondant à l'impact d'une production, d'une utilisation et d'une fin de vie du produit. A chaque fin de vie, un nouveau produit doit être fabriqué pour répondre à l'unité fonctionnelle (porter un vêtement propre).

Le calcul de ces impacts est donné par l'équation suivante :

$$Impact = IP + E\left(\frac{n-1}{ND}\right).IP + n.UI + I_{EOD}$$

avec

n = le nombre d'utilisations

ND = la durée normative (durée de vie)

IP = l'impact de la fabrication d'un produit

IU = l'impact d'une utilisation

I_{EOD} = l'impact de la fin de vie du produit

L'interprétation de ces résultats est fortement liée à l'impact environnemental considérée. En effet, sur certains impacts, tel que le changement climatique (figure 3.17a), le T-Shirt de haute qualité est plus vertueux dès la dixième utilisations et après une seule fabrication. Sur d'autres impacts, tels que l'occupation des sols (figure 3.17b), le produit de durée de vie égale à 30 utilisations

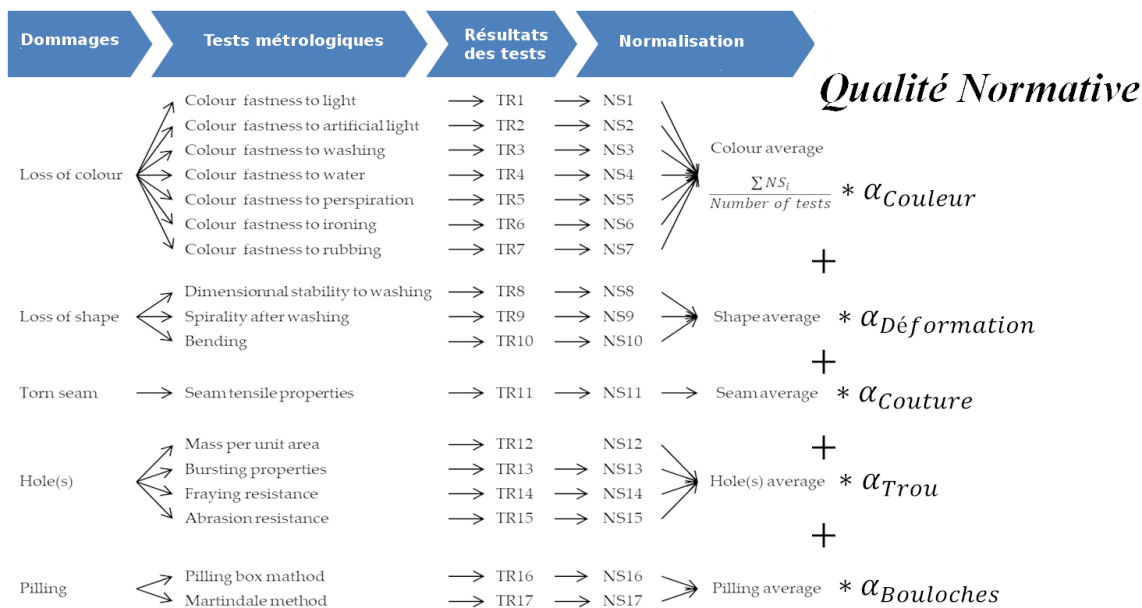


FIGURE 3.15 – Principe de calcul de la qualité normative

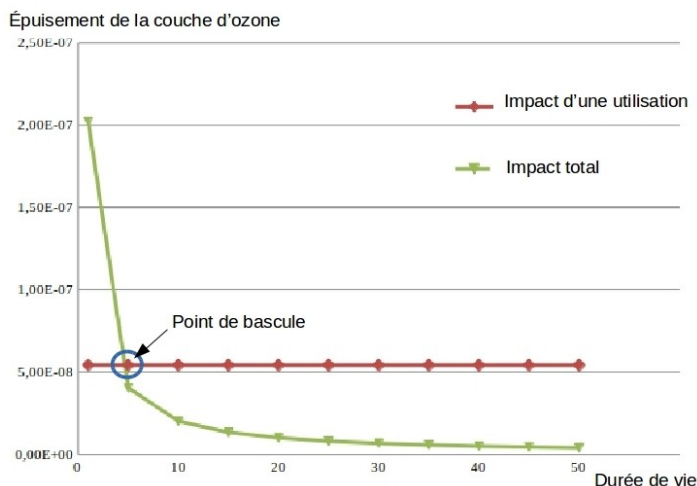
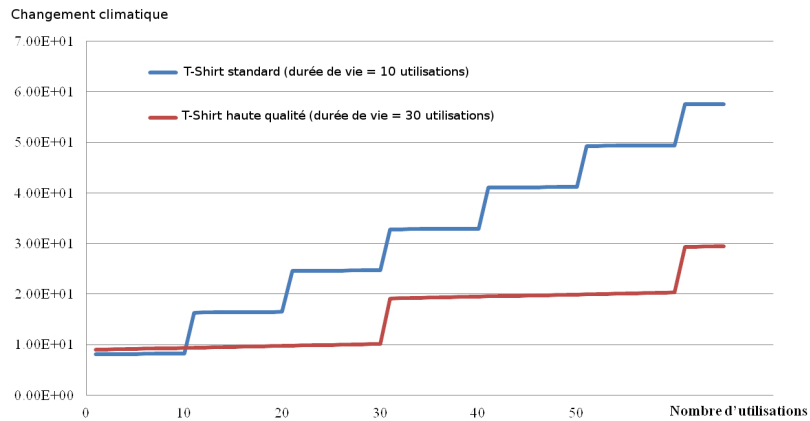


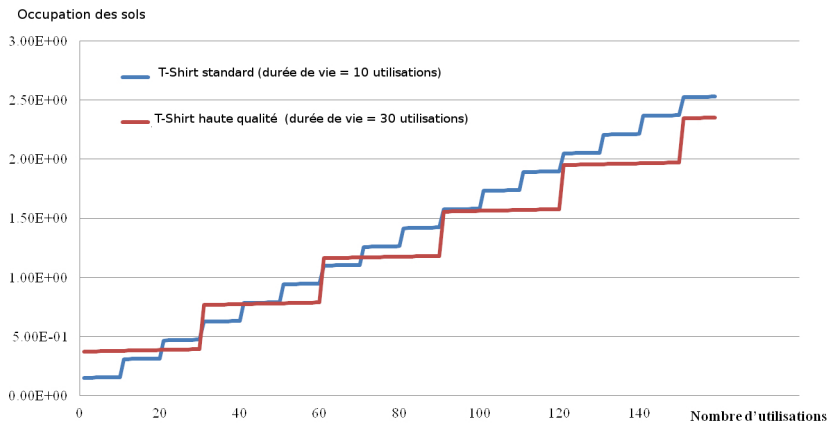
FIGURE 3.16 – Exemple de point de bascule d'un T-Shirt pour l'impact "épaulement de la couche d'ozone"

atteint un niveau d'impact similaire à son concurrent qu'après 90 utilisations (soit la production de 3 articles de haute qualité). En effet, l'augmentation de l'impact "occupation des sols" due à la production de l'article de haute qualité est très significative. De nombreuses utilisations sont nécessaires pour justifier la production d'un produit de haute qualité sur cet impact.

Ces analyses démontrent que la détermination de la durée de vie d'un produit est complexe. En effet, celle ci doit être en relation avec l'usage du produit et sa durée d'utilisation. Le point de bascule est une contribution intéressante pour orienter la conception et la production des produits textiles. Cependant, cet indicateur est très fluctuant en fonction des impacts considérés et nécessite donc de définir en amont quels sont les objectifs environnementaux visés.



(a) Impact environnemental "changement climatique"



(b) Impact environnemental "occupation des sols"

FIGURE 3.17 – Évolution des impacts en fonction du nombre d'utilisations pour deux T-Shirt de durée de vie différente

3.3 Optimisation de la gestion des ressources de la filière textile - habillement - distribution

La chaîne d'approvisionnement textile - habillement - distribution est composée de nombreux acteurs possédant chacun ses propres ressources matérielles, humaines et informationnelles. Cependant, ces entreprises sont traditionnellement très indépendantes notamment pour des raisons concurrentielles. La mutualisation des diverses ressources constitue potentiellement un levier d'optimisation conséquent. Les données massives représentent également des ressources pertinentes pour la filière. En effet, une meilleure utilisation des données clients est indispensable pour optimiser la gestion des approvisionnements et de la production pour répondre à la demande de plus en plus personnalisée.

Dans ce contexte, les deux contributions suivantes proposent des améliorations au niveau tactique de la chaîne d'approvisionnement.

3.3.1 Collaborations et partage des ressources pour la chaîne d'approvisionnement textile - habillement - distribution

Les travaux de thèse menés par M. Ke MA [MA, 2018] portent sur l'étude des collaborations, et plus particulièrement du partage des ressources, entre les entreprises de la chaîne d'approvisionnement en flux tirés. La contribution de cette thèse est de déterminer quelles avantages peuvent obtenir les entreprises de la filière textile-habillement-distribution et sous quelles conditions. Les

résultats obtenus s'appuient sur des simulations à événements discrets et multi-agents.

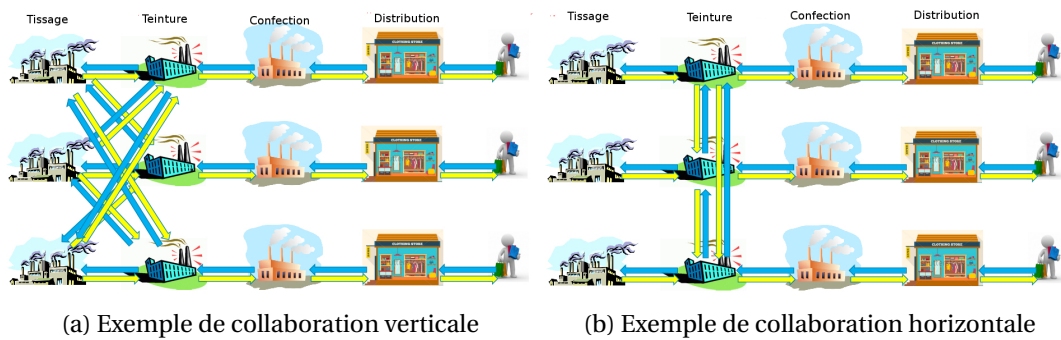


FIGURE 3.18 – Les deux types de collaboration au sein de la chaîne d'approvisionnement

Afin de rester compétitives dans un environnement très concurrentiel, certaines entreprises mettent en œuvre des stratégies basées sur des collaboration avec des partenaires. Ces collaborations peuvent prendre différentes formes comme le partage d'informations ou de ressources, des investissements mutualisés,... . Cette stratégie est particulièrement nécessaire pour répondre aux demandes de personnalisation qui requièrent une production à la commande avec des délais et coûts maîtrisés.

De façon générale, il est possible de définir deux types de collaboration au sein de la chaîne d'approvisionnement : la collaboration verticale et la collaboration horizontale (figure 3.18).

On parle de collaboration verticale lorsque deux (ou plus) entreprises de différents échelons dans leur chaîne d'approvisionnement partagent leurs responsabilités, leur informations ou leur ressources pour servir le client final [CHAN et PRAKASH, 2012].

La définition de collaboration horizontale s'applique lorsque le partage s'effectue entre deux (ou plus) entreprises du même échelon pour un objectif commun [BAHINIPATI et collab., 2009].

Le concept de chaîne d'approvisionnement collaborative est très largement couvert dans la littérature. Une analyse approfondie des articles sur ce sujet, nous a permis de définir les quatre types de collaboration les plus fréquemment mentionnés pour leurs bénéfices potentiels. Ces quatre types, et des exemples d'applications, sont donnés en table 3.1.

Types de collaborations	Exemples
Partage d'information	Gestion collaborative de la planification, de la prévision et des approvisionnements (VMI et CPFR) [DONG et collab., 2014; SARI, 2008] Analyse collaborative des informations partagées [KUO et collab., 2014] Plate forme d'échange collaborative [RAMANATHAN, 2013]
Prise de décision commune	Politique de logistique et d'expédition [YILDIZ et collab., 2010] Planification de production [CHEN, 2014] Stratégie de stockage et d'approvisionnement [BOZA et collab., 2014]
Contrat coordonné	Harmonisation des incitations [HSUEH, 2014] Mise en place de bonus [HUANG et collab., 2011] Mise en place de compensations et pénalités [LEE et collab., 2013]
Partage de ressources	Partage de ressources logistiques [VILKELIS et JAKOVLEV, 2013] Partage de ressources de production [SHIRODKAR et KEMPF, 2006]

TABEAU 3.1 – Les différents types de collaboration extraits de la littérature

On peut remarquer que le partage de ressources de production est le thème le moins traité dans la littérature. A l'inverse, les contrats d'incitation bénéficient de nombreuses études dans les travaux de recherche.

A partir de ce constat, différents modèles ont été développés afin de démontrer les potentiels intérêts du déploiement de telles stratégies dans la chaîne d'approvisionnement du secteur textile-habillement-distribution avec une production à la commande. Le système général, illustré en figure 3.19, est composé de trois modèles :

- Le premier modèle étudie les effets du partage des ressources pour différents types de pro-

duits textiles,

- Le second modèle intègre une gestion centralisée du partage des ressources et des commandes,
- Le dernier modèle combine une gestion centralisée et décentralisée pour optimiser les profits de chacun des acteurs.

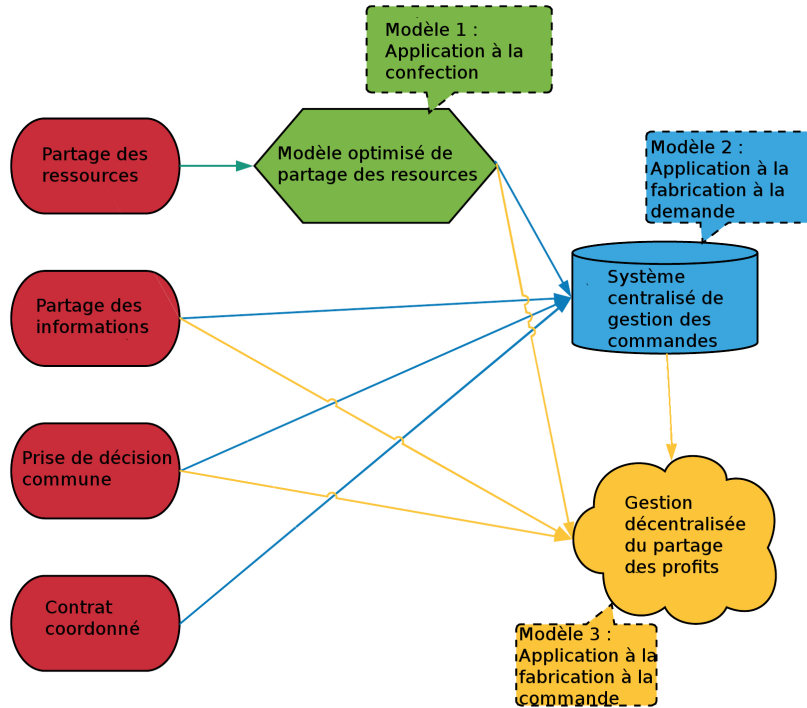


FIGURE 3.19 – Système proposé dans la thèse de Ke Ma pour l’analyse des collaborations dans la chaîne d’approvisionnement du textile-habillement

Le premier modèle, basé sur une simulation à événements discrets, comporte 3 entreprises de production de vêtements (coupe, confection, finition) et six types de produits. La nature des produits génère différents paramètres de production, comme le temps de production, la fréquence de commande, la taille des commandes (table 3.2)

Type	Fréquence des commandes (jours)	Taille des commandes (pièces)	Temps de production (minutes)	Exemple de produit
O_1	Haute : Un(5,15)	Petite : Un(50,1000)	Long : Tri(80, 90, 100)	Veste mode
O_2	Basse : Un(30,50)	Grande : Un(3000, 10000)	Long : Tri(50, 60, 70)	Costume
O_3	Haute : Un(5,15)	Petite : Un(50,1000)	Moyen : Tri(35, 40, 45)	Chemise
O_4	Basse : Un(30,50)	Grande : Un(3000, 10000)	Moyen : Tri(25, 30, 35)	Pantalon
O_5	Haute : Un(5,15)	Petite : Un(50,1000)	Court : Tri(13, 15, 17)	Polo
O_6	Basse : Un(30,50)	Grande : Un(3000, 10000)	Court : Tri(8, 10, 12)	T-Shirt

TABLEAU 3.2 – Les différents types de produits et les commandes associées

L’objectif de ce travail est de déterminer quels sont les types de commandes (O_1, \dots, O_6) qui procurent le plus de bénéfices lors du partage de ressources. Afin de comparer les différents scénarios, cinq indicateurs de performance sont considérés : l’utilisation des unités de production, le

délai d'obtention, la productivité, le taux de rejet de commande et le profit.

Le profit est un objectif commun à toutes les entreprises. Par contre, en fonction des stratégies de chaque entreprise, il est difficile de classer les quatre autres critères selon leur importance. Ainsi, nous avons défini un critère de performance unique en fonction de l'objectif de l'entreprise pour comparer les scénarios. Pour cela, un processus de type ANP (Analytic Network Process) est utilisé pour calculer le critère de performance, comme illustré en figure 3.20.

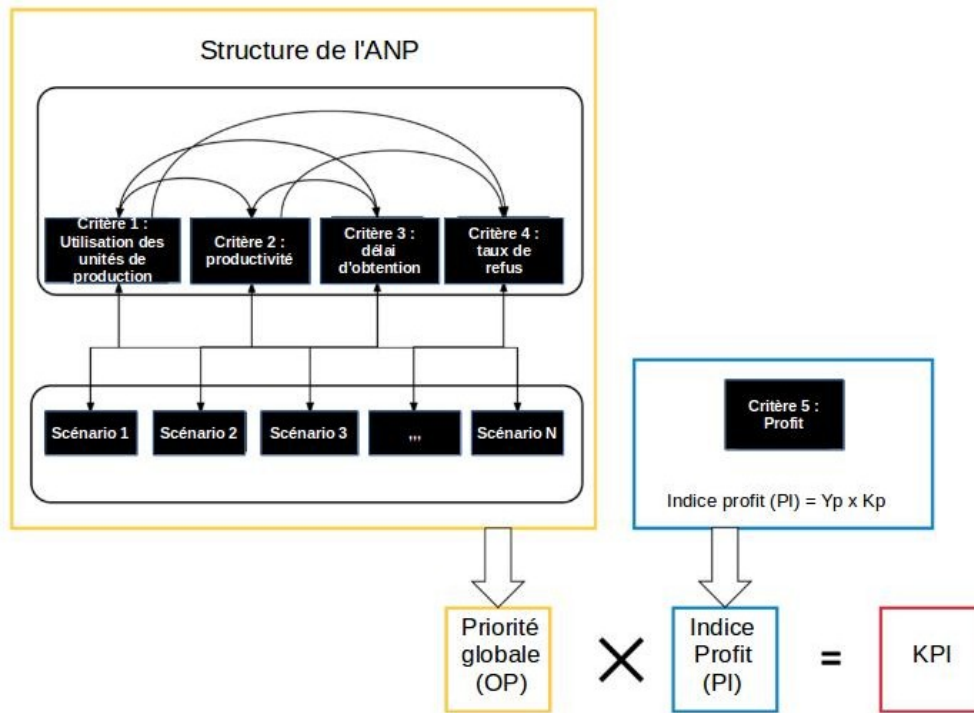


FIGURE 3.20 – Calcul du critère de performance KPI par ANP

L'influence des quatre critères (utilisation des unités de production, délai d'obtention, productivité, taux de rejet de commande) est quantifiée selon trois stratégies d'entreprise possibles :

- stratégie orientée sur les délais, qui privilégie le délai d'obtention,
- stratégie orientée sur l'efficacité qui privilégie l'utilisation des unités de production, puis la productivité,
- une stratégie orientée sur la satisfaction client qui privilégie le taux de rejet des commandes.

Les résultats obtenus sont présentés en figure 3.21. Le scénario "T", pour "traditionnel", consiste à produire l'ensemble des commandes sans partage des ressources. Les scénarios "RSx", pour "Resource Sharing for x", utilisent le partage des ressources pour la production des commandes de type O_x . Il apparaît que le partage de ressources permet d'améliorer le critère de performance quelque soit la stratégie adoptée et le type de commande partagée. Il est également intéressant de constater que le scénario (types de commande partagée) qui génère le plus d'amélioration du critère de performance est différent selon la stratégie choisie.

Le second modèle développé explore plus exhaustivement les possibilités de collaborations au sein de la chaîne d'approvisionnement textile-habillement [MA et collab., 2017b, 2018, In Press]. En effet, ce modèle intègre des collaborations horizontales et verticales, ainsi que les quatre types de collaboration définis en table 3.1 : partage des ressources, partage des informations, prise de décision commune et partage des profits.

La simulation, basée sur la technique des événements discrets, considère trois chaînes d'approvisionnement identiques mais indépendantes. Chaque chaîne est composée de 4 échelons : le

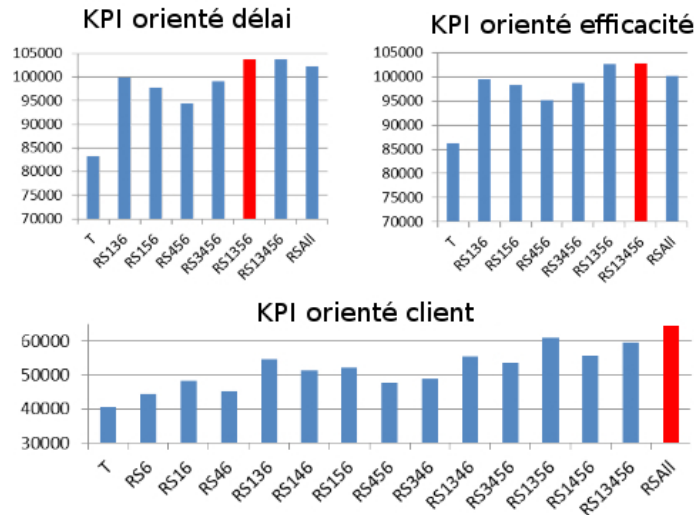


FIGURE 3.21 – Indicateurs de performance obtenus après simulation

distributeur, le confectionneur, le teinturier et le tisserand. La production est effectuée à la commande afin de répondre à une demande personnalisée.

Pour mettre en œuvre la stratégie de collaboration entre les acteurs des trois chaînes, un système centralisé est développé pour distribuer les commandes lorsque une ou des entreprises d'une chaîne d'approvisionnement n'est ou ne sont pas en mesure de répondre à une demande.

Ce système de gestion centralisé suit des règles de priorités selon le principe des files d'attentes non préemptives. Ainsi, une commande est affectée en priorité à la chaîne d'approvisionnement d'origine (avant l'éventuel partage des ressources), puis aux différents acteurs des autres chaînes en fonction des informations partagées à l'instant considéré (capacités disponibles, délais de production,...).

La simulation est effectuée selon différentes charges de travail, qui traduisent les effets de saisonnalité observés dans l'industrie de l'habillement. Ainsi, six scénarios sont comparés pour les fonctionnements sans (scénarios T) et avec (scénarios N) partage des ressources comme montré en table 3.3.

Niveau de charge	Faible → Elevé					
Fréquence des commandes par type d'article (jours)	7	6	5	4	3	2
Scénarios sans partage des ressources	T7	T6	T5	T4	T3	T2
Scénarios avec partage des ressources	N7	N6	N5	N4	N3	N2

TABEAU 3.3 – Les différents scénarios en fonction des niveaux de charge de travail

Afin d'obtenir des résultats proches de la réalité, les paramètres (temps et capacités de production) des différentes entreprises textiles sont définis à partir de la littérature [BROADBENT, 2001; ORMEROD et SONDELM, 1995] et d'entretiens avec des professionnels. Deux semaines, comportant 1506 commandes de tailles variables, sont simulées à partir de demandes réelles issues d'un distributeur Français.

Les résultats obtenus sont présentés en figure 3.22. De façon générale, le partage des ressources permet d'améliorer l'ensemble des indicateurs de performance considérés. Les bénéfices sont évidemment plus sensibles lorsque la charge de travail augmente. Néanmoins, si le profit global sur les trois chaînes d'approvisionnement est amélioré, le partage équitable des gains entre les acteurs est plus difficile à obtenir, notamment lorsque les capacités de production des entreprises sont différentes. Afin de garantir le bon fonctionnement et la participation des entreprises, il est essentiel que chacune d'entre elles augmente ses profits. Ainsi, nous avons défini un ratio R tel que R% du profit d'une commande sont attribués à l'entreprise qui partage la commande et 100 – R%

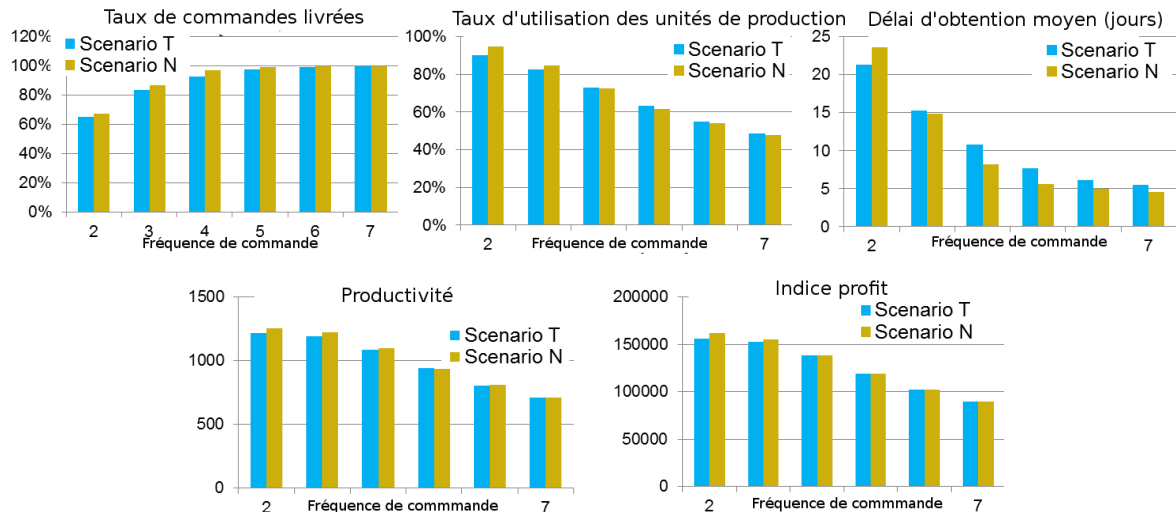


FIGURE 3.22 – Comparaison des indicateurs de performance avec et sans partage des ressources

sont attribués au producteur de la commande. La figure 3.23 illustre les profits obtenus pour les trois confectionneurs avec différentes valeurs de R.

L'analyse de ces résultats montrent qu'il n'est pas possible de définir un ratio R unique pour le partage des profits. En effet, chaque entreprise aura un intérêt à partager ses ressources ou non en fonction de la charge de travail, sa capacité de production et du ratio R. Il est donc nécessaire d'ajouter une prise de décision locale afin de garantir des gains pour chacun des acteurs.

Le dernier modèle réalisé dans le cadre de ces travaux s'appuie sur une simulation multi-agents [MA et collab., 2018b]. Les agents utilisés, de type réactifs, permettent de modéliser la prise de décision (figure 3.24) :

- au niveau global (système centralisé de gestion des commandes identique au précédent),
- au niveau local en intégrant des règles de décision pour chaque entreprise.

Ainsi, chaque entreprise choisira si elle partage ou non ses commandes ou ses ressources en fonction de son environnement (disponibilité du stock et des ressources, valeur du ratio du partage des profits R, ...).

Ce modèle est appliqué dans trois configurations différentes : classique (sans partage des ressources), avec sous traitance et avec collaborations (partage des ressources et d'informations). La stratégie de sous traitance est différente du partage des ressources dans le sens où elle repose sur une relation commerciale. La simulation est effectuée sur trois chaînes d'approvisionnement comprenant chacune 50 entreprises pour chaque échelon. En terme de capacité de production, deux types d'entreprises sont considérés : des entreprises à faibles capacités (correspondant à des PME) et à grandes capacités (correspondant à des gros groupes industriels). Le rapport de capacité entre ces deux catégories est de l'ordre de 4 à 5.

Les résultats obtenus sont présentés en figure 3.25. La première remarque concernant ces résultats est que la stratégie de sous traitance est plus favorable aux gros groupes qu'aux PME. Ce résultats reflète la situation actuelle de l'industrie textile-habillement où les donneurs d'ordres sont souvent d'importants groupes. Il apparaît ensuite que le système de partage de ressources est supérieur aux deux autres stratégies dans la grande majorité des cas.

Ces travaux démontrent que les différents types de collaborations, et plus particulièrement le partage des ressources et des informations, peuvent apporter des avantages significatifs aux acteurs de la chaîne d'approvisionnement du textile-habillement. Cependant, certaines conditions doivent être réunies pour optimiser les gains potentiels. D'abord certains types de commandes

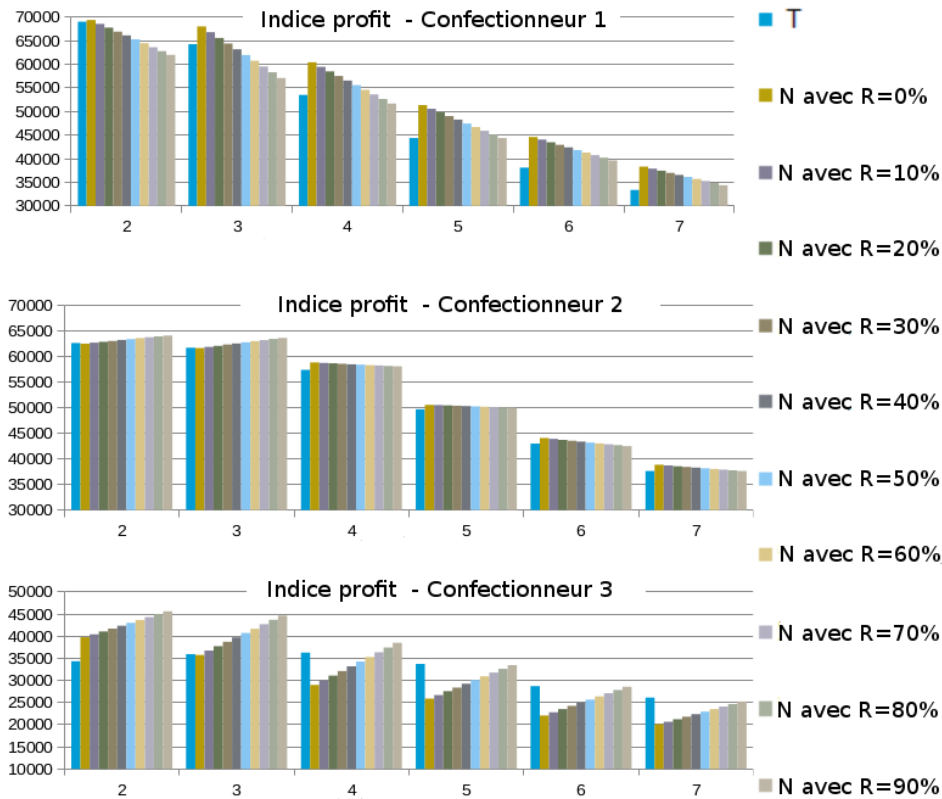


FIGURE 3.23 – Partage du profit entre les trois confectionneurs en fonction du ratio R

(tailles, fréquences, type de produits,...) sont susceptibles d’apporter des améliorations plus importantes lorsqu’elles sont partagées. Ensuite, les caractéristiques de l’entreprise, comme par exemple les capacités de production, et le niveau de charges de travail influent fortement sur les avantages à partager ou non ses ressources. Enfin, les règles de partage du profit doivent être ajustées en permanence en fonction de l’environnement dynamique de l’entreprise. Ce dernier aspect nécessite des prises de décision locales qui peuvent être modélisées par des systèmes multi-agents.

3.3.2 Optimisation de la gestion des morphologies des consommateurs pour une chaîne d’approvisionnement orientée client

Dans le marché de la mode, et plus particulièrement du prêt à porter, la gestion des tailles des vêtements est un enjeu très important à plusieurs niveaux [AZOUZ et collab., 2002] :

- une trop grande variété de tailles génère des surcoûts de production et de stockage, augmente les risques de mauvaise prévision (invendus et de rupture),
- une grille de tailles réduite est plus simple à gérer en terme de gestion de stock et de production mais provoque une insatisfaction du client qui peut être très néfaste à moyen et long terme.

Ainsi, il est crucial pour les entreprises de l’habillement d’optimiser cette gestion des tailles. Par ailleurs, la demande accrue pour la personnalisation rend les clients plus exigeants en terme de bien aller des vêtements.

Pour optimiser les systèmes de tailles et les taillants des vêtements, il est essentiel de connaître les morphologies, ou du moins les mensurations, de ses clients ou de la population ciblée. Ces dernières décennies, les technologies de type bodyscan ont rendu ces données disponibles et accessibles aux entreprises.

A partir de telles données, deux leviers sont possibles pour optimiser le nombre de tailles et le bien aller des vêtements :

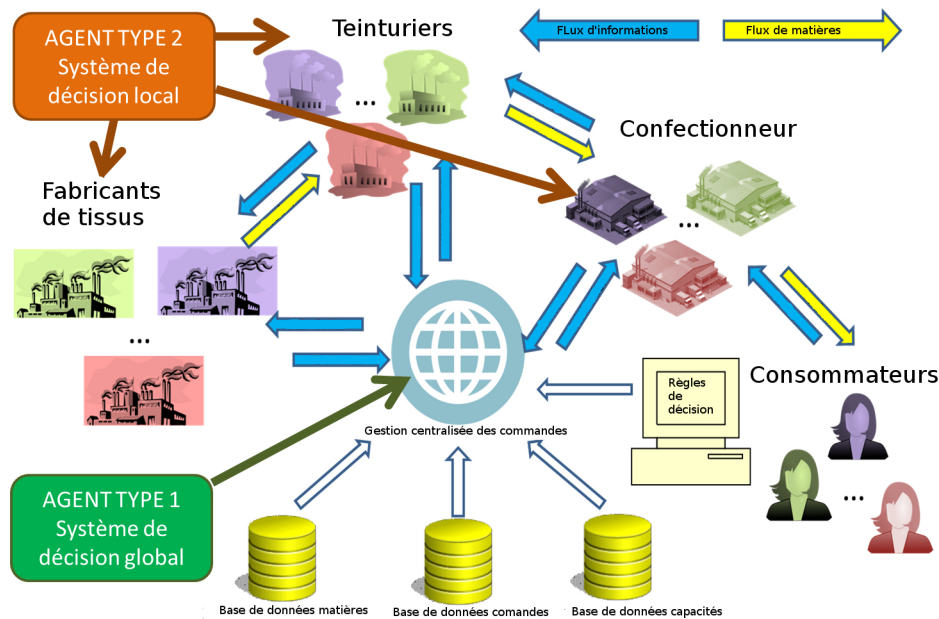


FIGURE 3.24 – Système multi-agents pour le partage des ressources avec décisions globale et locales

- extraire de la population ciblée, la ou les morphologies types, appelés morphotypes, afin d'établir des relations simples et fiables entre les mensurations,
- établir un système de tailles spécifique à la population ciblée ou aux morphotypes en intégrant les contraintes de production et la satisfaction client.

Les travaux de thèse de Moez Hamad [HAMAD, 2015] visent à définir les morphotypes d'une population à partir de scans 3D.

Il existe de nombreuses morphologies au sein de la population. Par conséquent, pour caractériser la morphologie d'un individu un grand nombre de mensurations sont nécessaires. Par ailleurs, les mensurations donnent une information limitée sur la morphologie. En effet, deux individus avec le même tour de taille peuvent avoir une forme de contour de taille très différentes.

L'objectif de ces travaux est de réaliser une classification par taille à partir des scans 3D. En effet, l'information contenue dans ces données est plus riche qu'un tableau de mesures. Ainsi, à partir des classes morphologiques obtenues, il est possible d'élaborer un système de tailles optimisé pour chacune des morphologies.

La classification de forme en 3D est un sujet largement étudié dans la littérature. La problématique principale est de définir un descripteur de la forme 3D, appelé également signature, qui permet une classification plus efficace. Ce descripteur doit être capable de représenter fidèlement les caractéristiques globales et locales des objets pour être suffisamment discriminant.

Parmi les nombreux descripteurs de forme 3D mentionnés dans la littérature, les signatures basées sur la distribution des distances géodésiques sont souvent plébiscitées. En effet, cette technique présente des propriétés intéressantes en termes de description de forme, notamment pour les objets non-rigides, comme par exemple : son invariance par rapport aux translations, mise à l'échelle et rotation, sa robustesse par rapport à la résolution du maillage, et sa faible sensibilité à la variation de la posture [HAMZA et KRIM, 2006; PEYRÉ et collab., 2010].

Lors de la mise en œuvre d'un descripteur basé sur la distribution des distances géodésiques, le nombre et la localisation des points de référence (appelés points de départ) sont des paramètres très influents sur le pouvoir discriminant du descripteur. Dans le cas de la classification de morphologies en 3D pour réaliser un système de tailles de vêtement, le descripteur doit avoir un fort pouvoir discriminant sur des zones bien spécifiques telles que les points anthropométriques utilisés pour le patronage des vêtements (les points de la taille, des dessous de bras, du milieu poitrine, ...). Ces points constitueront donc de bons candidats pour le choix des points de référence.

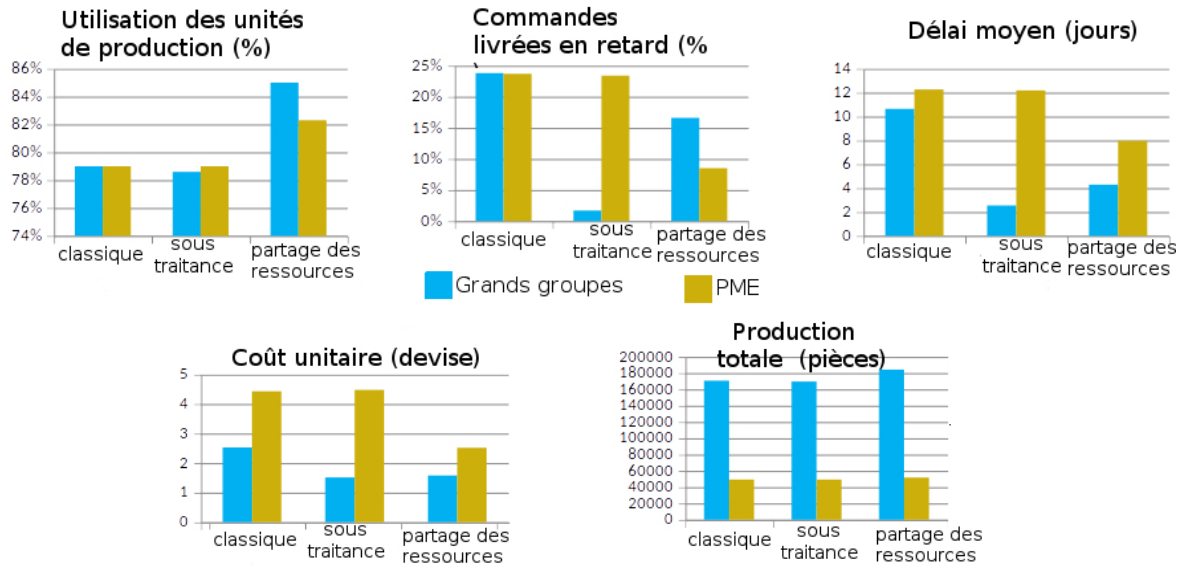


FIGURE 3.25 – Indicateurs de performance obtenus par la simulation multi-agents

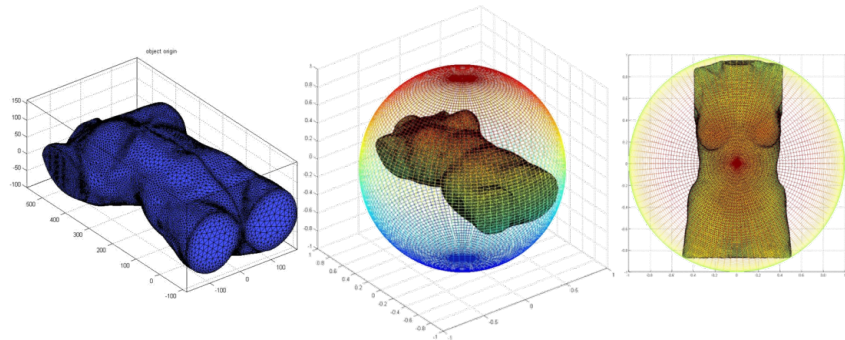


FIGURE 3.26 – Normalisation par la méthode de la sphère englobante (rayon = 1)

La méthodologie développée dans ces travaux [HAMAD et collab., 2017b] est composée de quatre étapes (figure 3.27) :

1. **Prétraitement des données.**
Les données issues d'un scanner 3D nécessitent différents pré-traitements. En effet, les étapes suivantes ont besoin d'objets 3D avec une surface correctement maillée et totalement fermée. Le pré-traitement consiste à mailler le nuage de points, filtrer les données bruitées, reboucher les trous correspondant aux zones d'ombre, et lisser le maillage. Enfin, les torses sont extraits des scans 3D.
2. **Description de forme 3D pour les corps humains.**
Après normalisation du torse par la méthode de la sphère minimale englobante (figure 3.26) [GÄRTNER, 1999], un descripteur basé sur la distribution des distances géodésiques est appliqué sur la surface des torses.
3. **Classification non-supervisée.**
Une classification non-supervisée est appliquée aux descripteurs des torses 3D. Les centres des classes obtenues représentent les morphotypes de la population considérée.
4. **Paramétrisation des morphotypes.**
Chaque morphotype est ensuite paramétré en fonction des évolutions des mensurations des

individus constituant sa classe. Le morphotype devient alors adaptatif et permet de déduire les règles de gradation des futurs vêtements, et par la suite un système de taille adapté à la morphologie représentée par le morphotype.

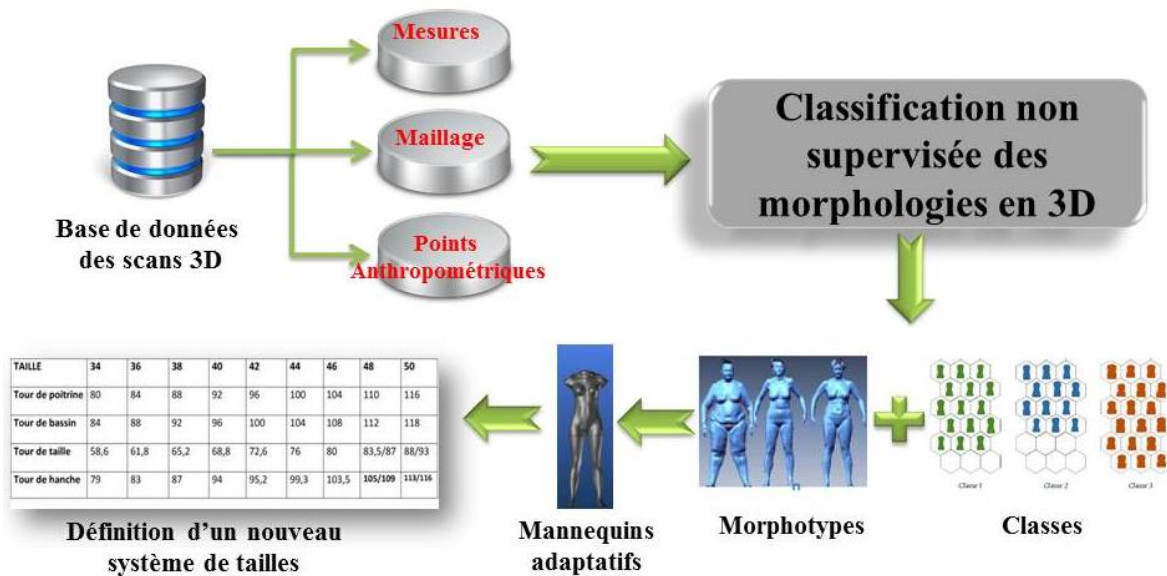


FIGURE 3.27 – La méthodologie développée dans les travaux de Moez Hamad

3.3.2.1 Paramétrage du descripteur de forme 3D

Comme indiqué précédemment, les points de référence pour le calcul des distances géodésique sont très influents sur la performance du descripteur. Le descripteur doit être particulièrement discriminant au niveau des régions essentielles pour la conception des patronages et le bien aller des vêtements : l'abdomen, la taille, les hanches, la poitrine, le cou, les épaules. Ainsi, nous avons sélectionné les points suivants comme points de référence potentiels (figure 3.28) :

- point de la nuque,
- point de milieu poitrine et sa projection orthogonale sur la partie postérieure,
- point du nombril et sa projection orthogonale sur la partie postérieure,
- points latéraux de la poitrine,
- points latéraux de la taille,
- points latéraux de la hanche,

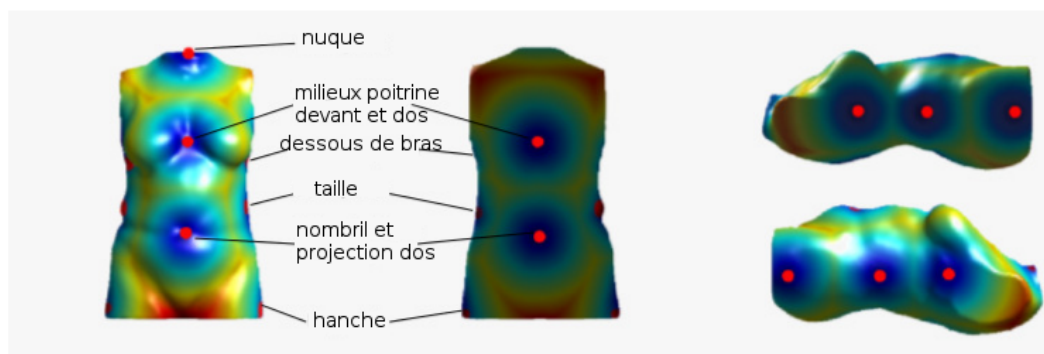


FIGURE 3.28 – Les onze points anthropométriques potentiels pour le choix des points de référence

Afin de déterminer la meilleure combinaison de points à sélectionner, nous avons réalisé l'expérience suivante. Trois torsos de référence sont générés à partir d'un mannequin paramétrique

[HAMAD et collab., 2012] de telle sorte à obtenir les 3 morphologies "rectangulaire", "pyramidale" et "sablier" (ou H, A, X) selon la définition donnée par DUFFY [1987]. La combinaison optimale des points de référence est celle qui maximise la distance entre les descripteurs de ces trois morphologies. Compte tenu de la symétrie de certains points (points latéraux et projection sur la partie postérieure), l'ensemble des 11 points considérés peut être réduit à 6 points, réduisant ainsi l'espace des solutions à $2^6 - 1 = 63$. Pour l'ensemble des combinaisons des points de références (63 possibilités), les distributions des distances géodésiques des trois morphologies sont calculés puis les distances Euclidiennes entre les 3 descripteurs sont additionnées. La somme maximale est obtenue pour la meilleure combinaison de points (figure 3.29).

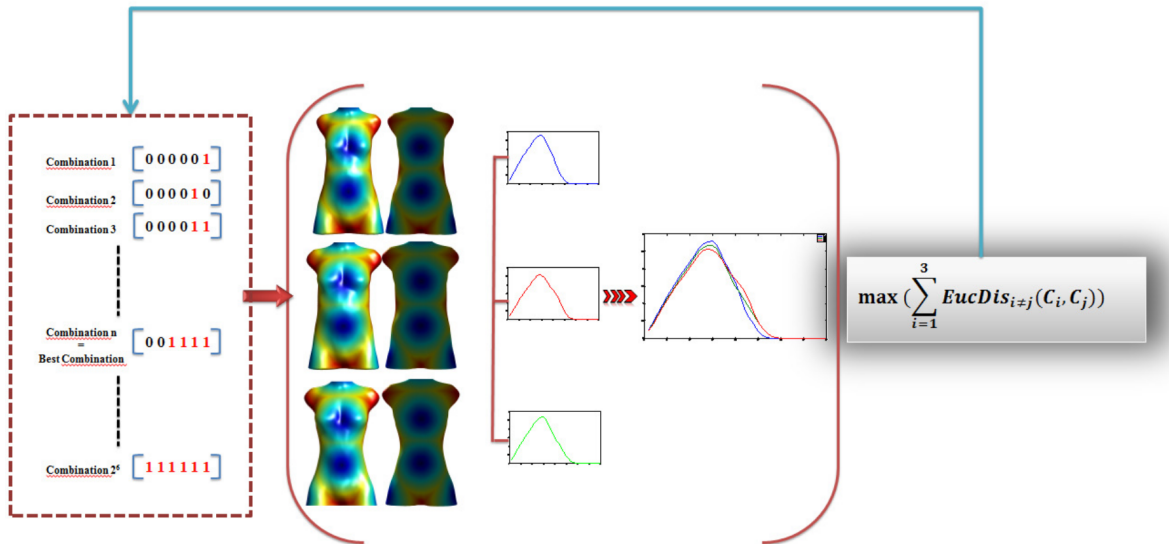


FIGURE 3.29 – Algorithme de sélection des points de références optimaux sur les trois torsos de référence

Suite à cette expérimentation, une combinaison de sept points de référence a été choisie :

- point de la nuque (1 point),
- points de l'entre-seins et leur projection orthogonale sur la partie postérieure (2 points),
- points du nombril et leur projection orthogonale sur la partie postérieure (2 points),
- points latéraux des hanches (gauche et droite) (2 points).

Ces points, utilisés comme points de départ pour le calcul des distances géodésiques, permettent d'obtenir des descripteurs les plus éloignés (au sens de la distance Euclidienne) pour les trois torsos de référence.

3.3.2.2 Classification non-supervisée des morphologies à partir des descripteurs de forme 3D

Lorsque les objets 3D (scans 3D) sont correctement caractérisés par le descripteur de forme, le problème de classification est largement simplifié. En effet, le paramétrage du descripteur est l'étape cruciale du système proposée. Néanmoins, afin de limiter la convergence vers d'éventuels minimum locaux, nous avons opté pour une approche en deux étapes basée sur un réseaux de neurones de type carte auto adaptative (Self organizing Map, SOM) [KOHONEN, 2001] et d'un algorithme des k-moyennes [VESANTO et ALHONIEMI, 2000].

En effet, les techniques telle que les SOM sont généralement préférées aux méthodes de partitionnement plus basiques (k-moyennes, k-médoïdes,...) pour les bases de données de grandes tailles, bruitées et/ou avec des points aberrants [VESANTO et ALHONIEMI, 2000; WU et CHOW, 2004]. Les SOM obtiennent des résultats particulièrement intéressants dans de divers domaines [TSAI et collab., 2004] tels que la biologie [ZAMPIGHI et collab., 2004][KOHONEN et SOMERVUO,

2002], le fameux problème du voyageur de commerce [JIN et collab., 2006], l'écologie [GARCIA et GONZÁLEZ, 2004] ou la classification d'images [CHAN et CHONG, 2004].

Un SOM est composé de deux couches (figure 3.30) : une couche d'entrée et une couche de sortie, appelé couche de Kohonen. La couche d'entrée est intégralement connectée à la couche de Kohonen. La couche de Kohonen est généralement structurée en une grille de neurones en deux dimensions ce qui permet de représenter une entrée de dimension N en dimension 2, tout en préservant la topologie des données [JIN et collab., 2004].

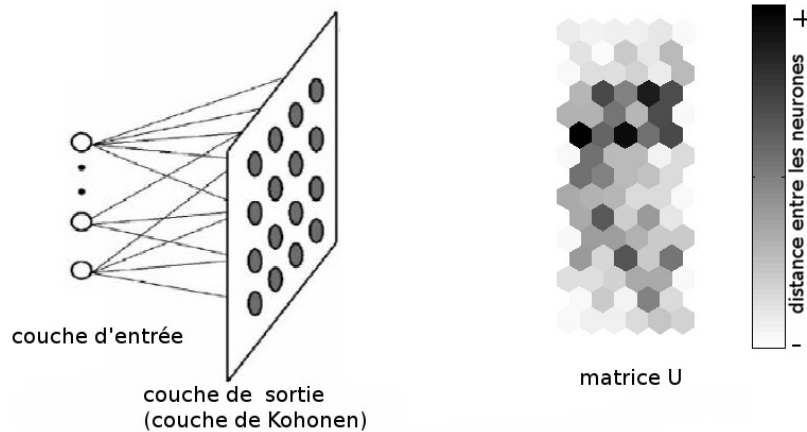


FIGURE 3.30 – Exemple de réseau de type carte auto-adaptative (SOM)

La structure en deux dimension de la couche de sortie permet une visualisation simple et peut être interprétée pour mieux analyser les données [JIN et collab., 2004] par l'intermédiaire d'une matrice (figure 3.30). La matrice U représente le couche de sortie sous forme d'une grille hexagonale en nuance de gris ou de couleurs liées aux distances entre les neurones voisins de la couche de sortie.

Les avantages des SOM sont leur simplicité de compréhension, de mise en œuvre et leur temps de calcul raisonnable [KOHONEN et SOMERVUO, 2002; WU et CHOW, 2004].

La taille de la carte, c'est à dire de la structure de la grille de sortie, est le paramètre crucial du SOM. En effet, cela détermine la précision et les capacités de généralisation du réseau. Cette problématique, classique des réseaux de neurones, nécessite de trouver le meilleur compromis en une bonne capacité de préservation de la topologie des données (dimension de la carte faible) et un bon degré de quantification de données (dimension de la carte importante).

La formule proposé par GARCIA et GONZÁLEZ [2004] permet d'obtenir un compromis théorique : $M = 5\sqrt{N}$, avec M le nombre de neurones de la grille (taille de la carte) et N le nombre d'occurrences dans les données d'apprentissage.

Pour une carte en deux dimensions, l'étape suivante est de déterminer le ratio en le nombre de lignes n_1 et de colonnes n_2 . Ce ratio est donné par la formule théorique suivante : $\frac{n_1}{n_2} = \sqrt{\frac{e_1}{e_2}}$, avec e_1 et e_2 les deux premières valeurs propres du jeu de données d'apprentissage.

Afin d'obtenir une bonne représentativité des données, la couche de sortie doit généralement être de taille supérieure au nombre de classes souhaitées KIANG [2001]. Par conséquent, les résultats issus du SOM sont souvent complétés par une seconde classification non supervisée pour obtenir le nombre de classes visé.

Le principe de cette procédure en deux étapes [VESANTO et ALHONIEMI, 2000] est (figure 3.31) :

- un SOM fournit une carte en 2D des données d'entrée,
- une seconde classification non supervisée, effectuée par un algorithme de partitionnement classique, détermine les classes finales à partir de la carte du SOM.

Le nombre optimal de classes est déterminé après le partitionnement à l'aide de l'indice Davies-Bouldin [DAVIES et BOULDIN, 1979].

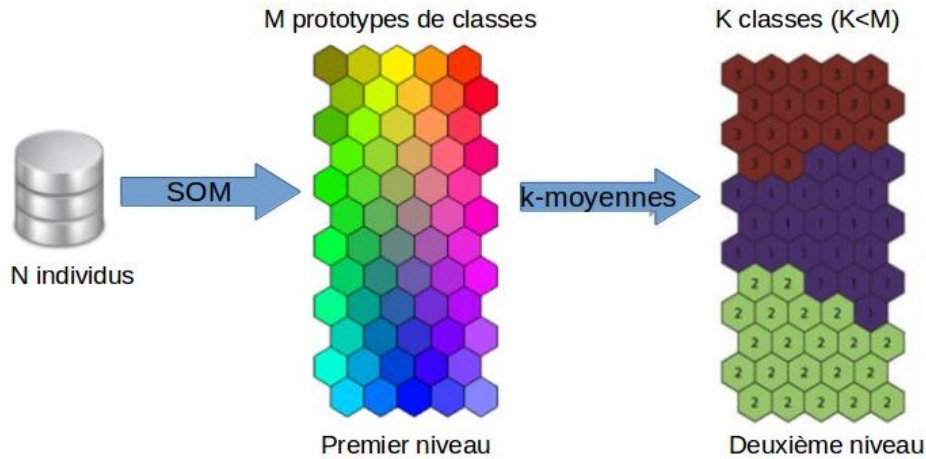


FIGURE 3.31 – Méthode de classification non supervisée en deux étapes

Cette méthode a été appliquée sur une base de données de 476 scans de femme issus de la campagne de mensurations menée en France par l’Institut Français du Textile Habillement en 2006. Les descripteurs obtenus pour l’ensemble de ces scans 3D sont illustrés en figure 3.32.

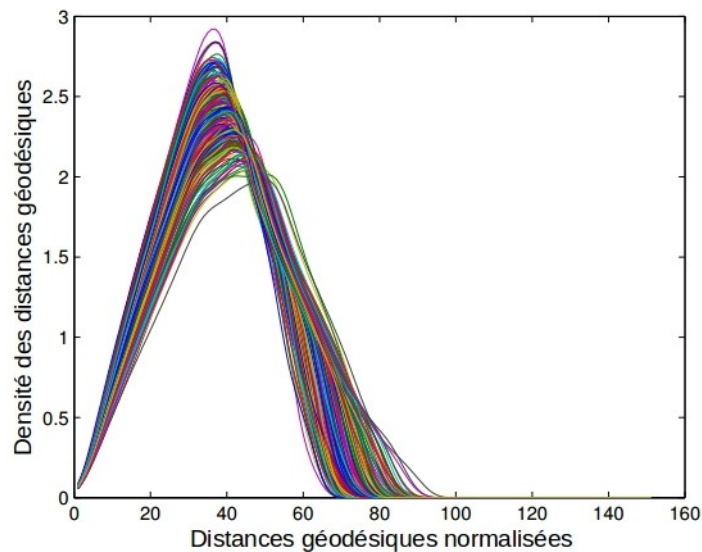


FIGURE 3.32 – Distribution des distances géodésiques des 476 scans 3D

La méthode de classification non supervisée décrite précédemment est appliquée sur l’ensemble de ces descripteurs. Les dimensions de la carte de Kohonen selon les formules de **GARCIA et GONZÁLEZ [2004]** sont $p = 30$ et $q = 3$, soit un total de 90 prototypes de classes obtenus avec la première étape de classification (figure 3.33).

Il est intéressant d’observer la notion de voisinage entre les prototypes (Figure 3.33c). En effet, chaque prototype de classe a une morphologie très similaire aux voisins situés directement autour de l’hexagone. Les prototypes aux extrémités de la carte représentent des morphologies totalement différentes. Grâce cette notion de voisinage, le regroupement des prototypes devient plus aisé pour la deuxième étape.

L’algorithme des k-moyennes est ensuite appliqué sur les 90 prototypes de classes. Le nombre final de classes k est calculé par l’indice Davies-Bouldin. La figure 3.34 montre que la valeur optimale de l’indice Davies-Bouldin est obtenue pour $k = 3$.

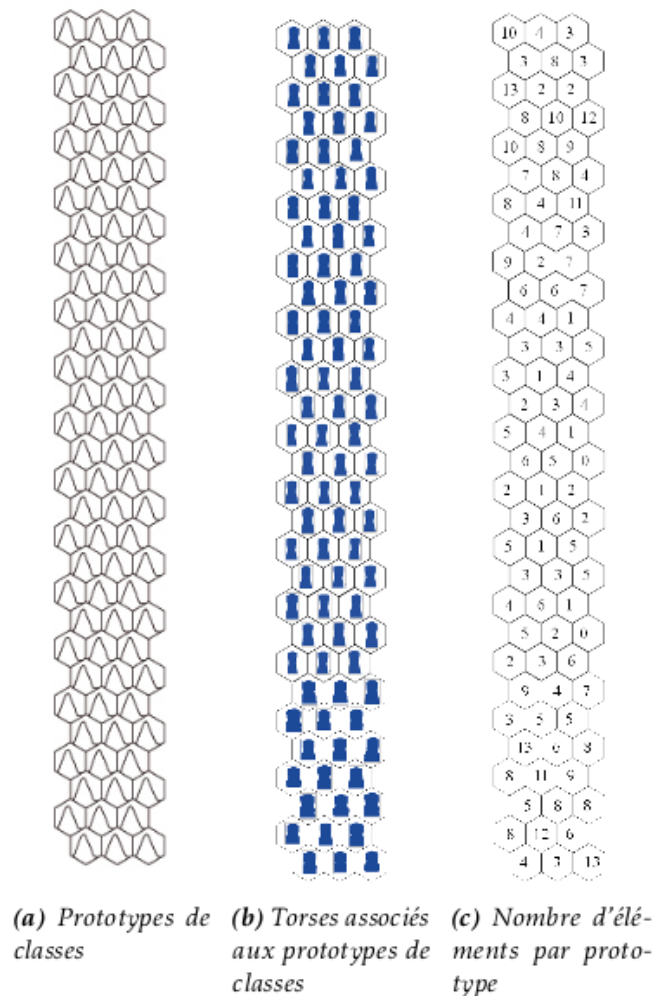


FIGURE 3.33 – Les 90 prototypes de classes issus du premier niveau de classification

En terme de distribution de distances géodésiques, les trois classes obtenues et les centres de classe associés sont représentés en figure 3.35.

Finalement, les trois morphotypes qui représentent la population de 476 individus sont extraits à partir des trois centres classes (figure 3.36). Une analyse subjective de ces morphotypes permet de déduire que :

- la première classe, composée de 218 individus, est caractérisée par des femmes de tailles relativement fines et d'une largeur d'épaules proche de la largeur de hanches. Cette classe peut être assimilée à la morphologie "sablier" ou "X" définie par DUFFY [1987].
- le classe 2 regroupe 155 individus avec des épaules plus carrées, des hanches plus fortes, un fessier et un abdomen plus importants. Ainsi, on peut considérer que cette morphologie est proche du type "poire" ou "A" de Duffy.
- la dernière classe contient 105 individus caractérisés par une forte corpulence. Cette catégorie est très complexe à analyser car l'évolution de la masse grasseuse au niveau des hanches et de l'abdomen génèrent des morphologies atypiques. Cependant, la robustesse du descripteur permet une analyse globale des formes afin de détecter au mieux ce type de morphologie. Cette classe regroupe des morphologies qui sont similaires aux types "Rectangle" ("H") et "Ovale" ("O") de Duffy.

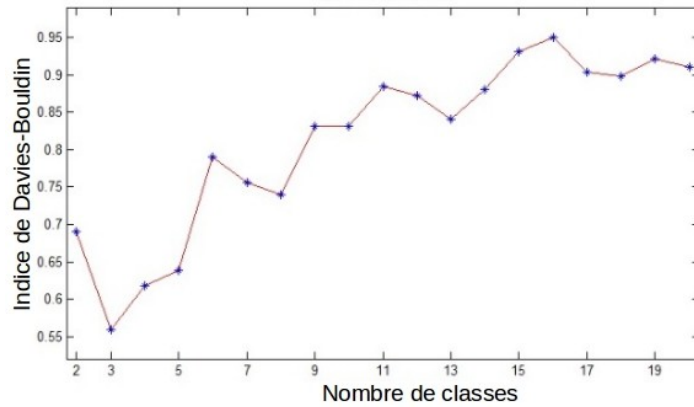


FIGURE 3.34 – Indice de Davies-Bouldin pour la méthode de classification à 2 niveaux

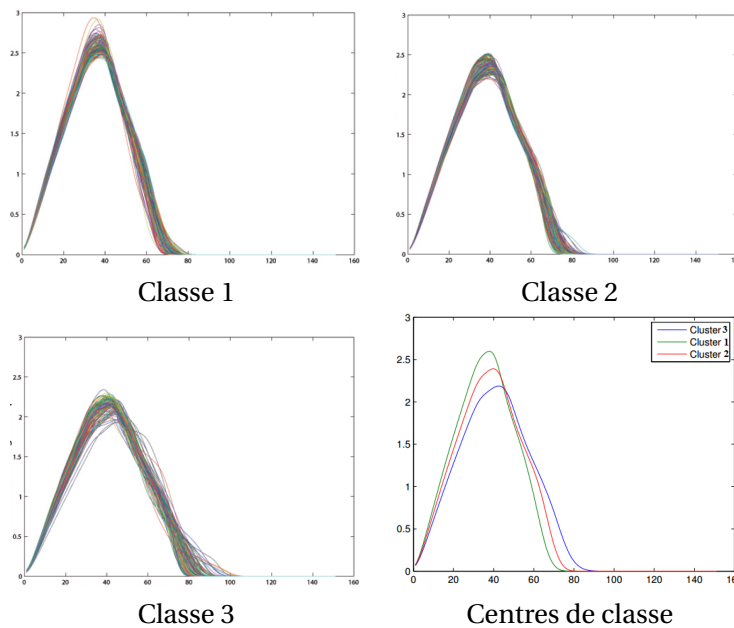


FIGURE 3.35 – Distribution des distances géodésiques des trois classes et les centres de classe associés

3.3.2.3 Construction de morphotypes adaptatifs et d'un système de taille

Le principe général de la construction de morphotypes adaptatifs est de trouver les relations entre l'ensemble des mensurations afin de faire évoluer le morphotype automatiquement en fonction d'un paramètre (généralement la stature). C'est également une étape préliminaire avant la construction d'un système de taille.

Dans le métier de la confection, les règles de gradation des patronages (évolution des dimensions des patrons en fonction de la taille) sont généralement linéaires, notamment pour des raisons de facilité et de rapidité de conception. Dans un premier temps, nous avons donc choisi de modéliser les relations entre les mensurations par des régressions linéaires.

Dans chacune des classes, les morphologies atypiques (points aberrants) perturbent significativement les corrélations entre les mensurations des individus d'une même classe. Par conséquent, les régressions linéaires sont définies uniquement sur les n plus proches individus du centre pour chacune des trois classes. Par chaque mensuration, le nombre n est choisi de telle sorte à optimiser la corrélation entre la stature et la mensuration considérée.

Les droites de régression obtenues permettent d'estimer l'ensemble des mensurations à partir des statures. Ainsi, il est possible de définir un système de tailles adapté à chaque classe morpho-

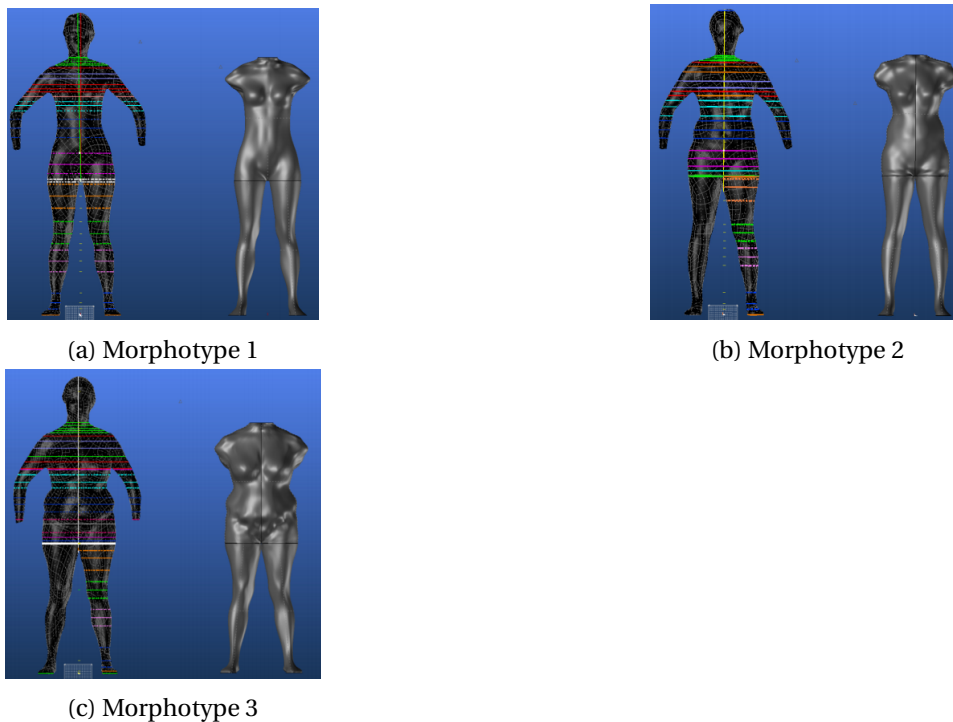


FIGURE 3.36 – Les trois morphotypes issus de la classification non supervisée

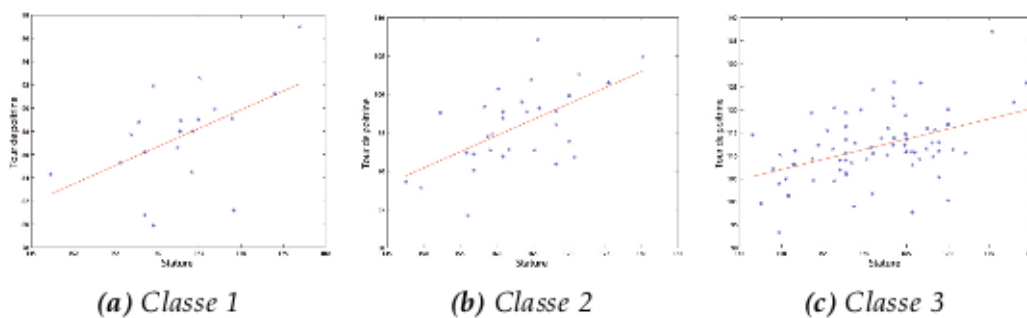


FIGURE 3.37 – Régression linéaire du tour de poitrine en fonction de la stature

logique en fonction des règles de gradation sur la stature en vigueur dans l'entreprise. Néanmoins, une modélisation linéaire, bien que suivant les pratiques de l'industrie, reste limitée. En effet, avec un système de tailles basé sur des règles linéaires, le taux de couverture des populations des classes n'est pas optimale (figures 3.37 et 3.38). Par conséquent, il est essentiel de développer une méthodologie plus avancée pour répondre aux contraintes de satisfaction client et de production.

Les travaux de thèse de Mme Balkiss Hamad [HAMAD, Thèse en cours], débutés en septembre 2016, ont pour objectif de fournir une méthodologie de construction de systèmes de tailles. Le principe est d'adapter automatiquement un système de tailles à une population (ou à une morphologie). La conception théorique d'un système de taille a fait l'objet de nombreux travaux exposés dans la littérature [GUPTA et ZAKARIA, 2014]. Le principe général, illustré en figure 3.39, consiste à :

- définir les mensurations clés, la gamme de tailles et les intervalles de tailles,
- valider le système en calculant le taux de couverture, la taux de perte (quantifiant le bien aller), et le nombre de tailles (si besoin, revenir à l'étape précédente),
- désigner les tailles, c'est à dire leur attribuer un label.

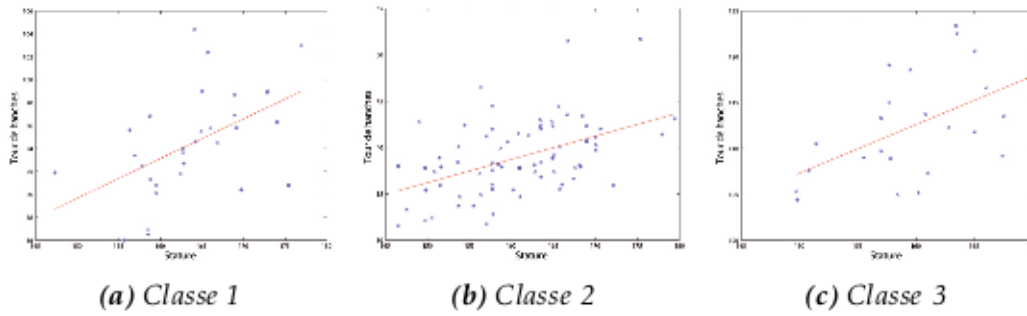


FIGURE 3.38 – Régression linéaire du tour de hanche en fonction de la stature

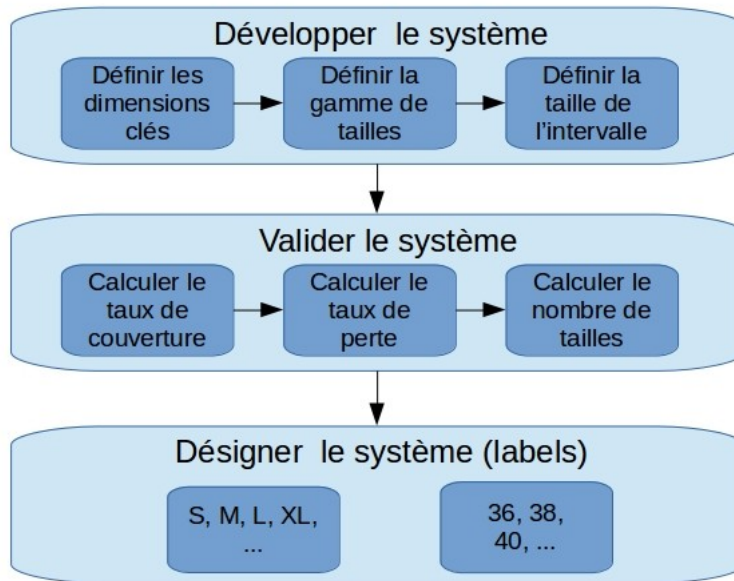


FIGURE 3.39 – Méthode théorique de définition d'un système de taille

Cette méthodologie théorique n'est pas ou peu utilisée par les enseignes. En effet, les systèmes obtenus permettent d'optimiser le bien aller (indice de taux de perte) mais génèrent un trop grand nombre de tailles. Les entreprises de l'habillement préfèrent alors développer leurs propres systèmes, souvent empiriquement, en se limitant à un nombre de tailles compris entre 4 et 8.

La problématique majeure pour la construction d'un système de tailles est de trouver le meilleur compromis entre le bien aller des futurs vêtements (taux de perte), le taux de couverture de la population et le nombre de tailles. Afin de faciliter l'optimisation, nous avons choisi de définir un nouveau critère de performance, appelé FL (Fit Level), pour évaluer un système de tailles par rapport à une population donnée. L'objectif est d'obtenir un seul et unique critère pour quantifier à la fois le bien aller et le taux de couverture. Le principe consiste à classer les individus de la population dans trois catégories (figure 3.40) :

1. les individus dont les mensurations appartiennent à une taille définie par le système (en bleu sur la figure 3.40). Cette catégorie correspond aux individus parfaitement couverts par le système de tailles. Dans ce cas, le critère de performance $FL_1(i)$ pour un individu i est :

$$FL_1(i) = TP(i)$$

avec

$TP(i)$ = taux de perte tel qu'il est défini dans la littérature, c'est à dire la distance Euclidienne entre le centre de la taille assignée et les mensurations de l'individu i .

2. les individus qui ont au moins une mensuration trop petite pour les tailles du système (en orange sur la figure 3.40). Les individus de cette classe pourront s’habiller mais avec des vêtements trop grands. Pour cette catégorie, le critère de performance $FL_2(i)$ pour un individu i est :

$$FL_2(i) = TP_{sup}(i)$$

avec

$TP_{sup}(i)$ = le taux de perte par rapport à la taille supérieure la plus proche.

3. les individus dont au moins une mensuration est trop grande pour les tailles du système (en rouge sur la figure 3.40). Pour ces personnes non couvertes par le système de taille, les vêtements proposés sont trop petits. Le critère $FL_3(i)$ pour un individu i doit donc être plus pénalisant pour le système. Ce critère est défini par :

$$FL_3(i) = TP_{inf}(i) + \max(TP_{sup})$$

avec

$TP_{inf}(i)$ = le taux de perte par rapport à la taille inférieure la plus proche.

Finalement, le critère de performance global du système de tailles par rapport à une population donnée est :

$$FL = \sum_{i \in cat1} FL_1(i) + \sum_{i \in cat2} FL_2(i) + \sum_{i \in cat3} FL_3(i)$$

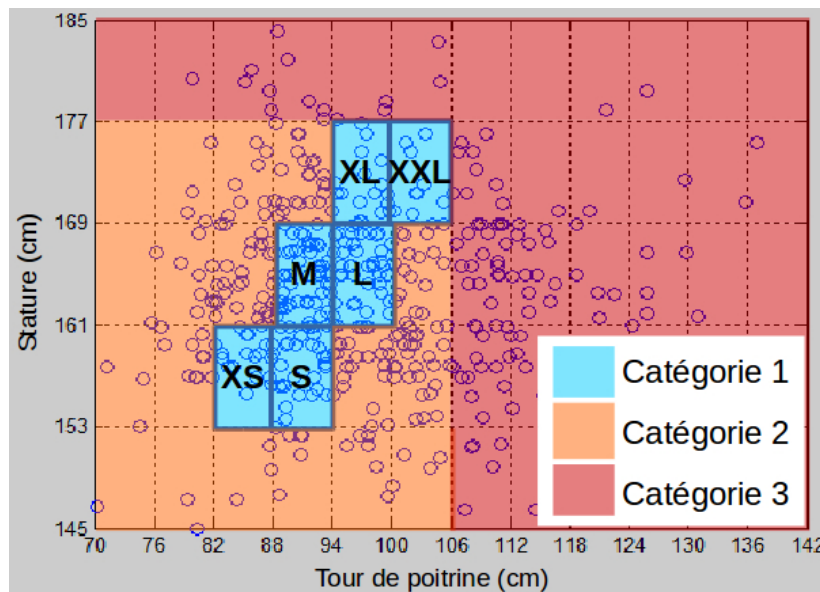


FIGURE 3.40 – Classification pour l’évaluation du système de tailles

Cet indicateur est utilisé pour développer un algorithme de conception d’un système de taille. L’idée est de partir du système de tailles couvrant l’ensemble de la population et de supprimer itérativement les tailles en fonction de la variation du critère FL. Il est alors possible de choisir le système de tailles optimal en fonction du nombre de tailles souhaité. Dans l’exemple donné en figure 3.41, l’échelle de couleur montre les tailles les plus importantes selon le critère FL pour la population étudiée. L’avantage de ce système est son adaptabilité à une population donnée, comme par exemple les classes morphologiques définies dans les travaux précédents. Néanmoins de nombreuses pistes restent à explorer sur cette thématique comme l’utilisation de SOM pour concevoir des systèmes de tailles non linéaires. Les liens avec les travaux sur les coûts de fabrications et le nombre de tailles (section 3.4.2) sont également envisagés dans la suite de cette thèse.

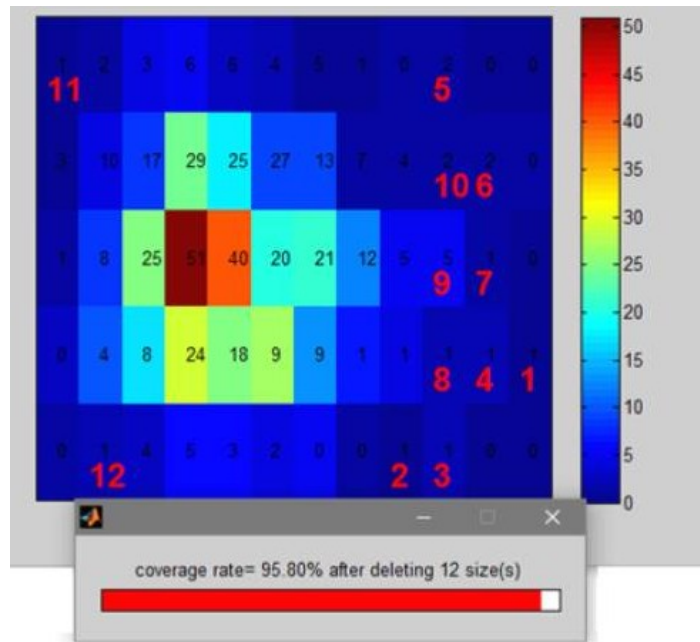


FIGURE 3.41 – Classification pour l'évaluation du système de tailles

3.4 Planification et optimisation des processus de production

Au niveau opérationnel, les enjeux de développement durable et de personnalisation de la demande se traduisent par une amélioration des processus de transformation par différents leviers :

- une meilleure planification de la production afin de répondre à des commandes très variées et de petites tailles dans des délais courts avec des coûts maîtrisés,
- une modélisation et optimisation des processus de production afin de maîtriser les déchets, la consommation d'énergie et la qualité.

Les travaux présentés dans cette section apporte des contributions opérationnelles sur ces deux points.

3.4.1 Planification de la production de petites séries personnalisés

Dans de nombreux secteurs industriels, la modularité des produits permet de répondre à une demande personnalisée avec des coûts et des délais maîtrisés. Dans l'industrie du textile - habillement, cette stratégie est plus difficile à mettre en œuvre. En effet, les processus de fabrication traditionnels, parfois longs et complexes, sont plus particulièrement adaptés à la production de masse. Des solutions telles que la différenciation retardées (broderies ou impressions par transfert sur des produits finis standards), ou les techniques d'impression numérique permettent d'obtenir des produits personnalisés. Cependant le degré de personnalisation reste faible (taille, étoffe, style, ... de vêtements standards) et/ou la qualité obtenue n'est pas comparable aux procédés classiques (notamment en terme de teinture et d'impression). Les entreprises doivent donc composer avec des processus de fabrication longs et complexes afin de fournir des produits qualitatifs et conserver une haute valeur ajoutée.

Dans ce contexte de production personnalisée, l'optimisation de la planification de la production est essentielle. Les étapes de fabrications sont généralement propres à chaque entreprise et les contraintes très nombreuses et spécifiques. Il est donc difficile de formaliser le problème afin de mettre en œuvre des techniques d'optimisation basées sur des modèles mathématiques. Les méthodes de simulation couplées à des algorithmes d'optimisation s'avèrent particulièrement intéressantes dans cette situation. En effet, cette stratégie permet de prendre en compte les nombreux paramètres parfois corrélés, les dépendances causales et temporelles, ou encore les phénomènes

stochastiques existants dans les processus de production. Les travaux de master de M. Brahma-deep [BRAHMADEEP et THOMASSEY, 2014, 2015, 2018] montrent un exemple d'application d'un système hybride composée d'une simulation à événements discrets et d'un module d'optimisation de type méta-heuristique.

Les systèmes à événements discrets trouvent de nombreuses applications dans l'industrie notamment sur des problématiques de gestion de production [NEGAHBAN et SMITH, 2014; WAINER et MOSTERMAN, 2010]. Cette technique obtient des résultats particulièrement intéressants avec les contraintes et les enjeux de l'industrie textile - habillement [ACACCIA et collab., 2003; GREASLEY, 2008; ÜNAL et collab., 2009; ZÜLCH et collab., 2011].

En terme d'optimisation, les algorithmes de type méta-heuristiques, et plus particulièrement les algorithmes génétiques, s'avèrent également très performants pour répondre aux problématiques relatives au secteur du textile - habillement : la planification de la coupe de patronages [LEUNG et WONG, 2013], le placement de patronages [WONG et collab., 2013b], le matelassage des tissus pour les systèmes de coupe [WONG et collab., 2013a], la planification de la production en confection [GUO et collab., 2013]. Cette technique est en effet recommandée lorsque les problèmes sont caractérisés par des contraintes spécifiques et nombreuses, et des espaces de solutions très vastes [DE JONG, 1988].

Ainsi, l'association de la simulation à événements discrets et les algorithmes génétiques est un outil puissant pour la modélisation et l'optimisation de systèmes complexes telles que la production textile de petites séries personnalisées. Des méthodologies similaires ont été appliquées avec succès dans la littérature [KORYTKOWSKI et collab., 2013; LIANG et YAO, 2008]. Nos travaux visent à mettre en œuvre cette stratégie sur un exemple industriel précis afin de quantifier les gains potentiels.

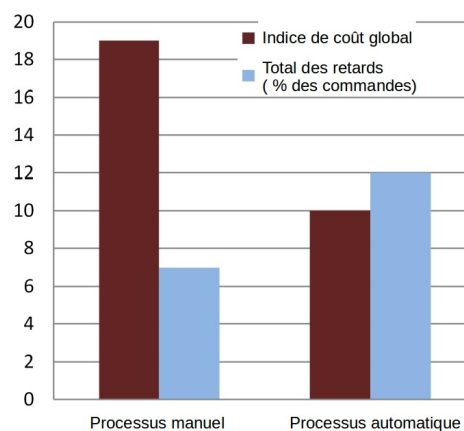


FIGURE 3.42 – Comparaison des coûts de fabrication et des délais de livraison avant et après l'automatisation de la production

L'unité de production considérée dans cette étude est caractérisée par une variété très importante de produits, des quantités commandées faibles (de l'ordre de 10 à 100), et des délais de livraison très courts. Le processus de fabrication est déterminé par les spécifications des produits et les différentes étapes sont assurées par des machines spécifiques de différentes capacités. Afin de réduire les coûts de production, l'entreprise, situé en France, a choisi d'automatiser son processus de production. Cette forte automatisation est effectivement plus efficace en terme de coûts mais a rendu le système moins flexible comme le montre une première simulation réalisée avant l'optimisation du planning de production (figure 3.42) [BRAHMADEEP et THOMASSEY, 2014]. La principale explication est que les opérateurs parvenaient à palier au manque d'efficacité du planning par leur expérience. La méthode de planification initialement utilisée par l'entreprise est basée sur les dates d'expédition des commandes. Le système proposé s'appuie sur une modélisation de la production automatisée pour optimiser le planning et ainsi réduire les délais de livraison.

La première étape de la méthodologie déployée consiste à classifier l'ensemble des variétés de produits en terme de spécification de fabrication. Ainsi, 13 processus de fabrication différents ont été identifiés pour réaliser l'ensemble des références proposées par l'entreprise. Une modélisation de l'unité de production est ensuite effectuée avec le logiciel *ARENA* de la société *Rockwell Automation*. Ce modèle permet de simuler fidèlement la production sur une période donnée à partir des commandes reçues, du planning associé et des historiques des pannes et des rebuts. Le module d'optimisation est réalisé à l'aide d'un algorithme génétique codé sur le logiciel *Matlab* de la société *Mathworks*. Cet algorithme génétique fournit un ensemble de solutions (plannings de production) qui est évalué par la simulation à événements discrets. Les deux modules, simulation et optimisation, sont reliés par une technique basée sur les technologies COM/OLE et ActiveX de *Microsoft*. Cette technique assure un lien synchronisé, robuste et rapide entre les deux logiciels. Pendant la simulation, l'ensemble des données (population de solutions et évaluations des solutions) est stocké sur un tableur. Le principe et la séquence de ces opérations sont schématisés dans la figure 3.43.

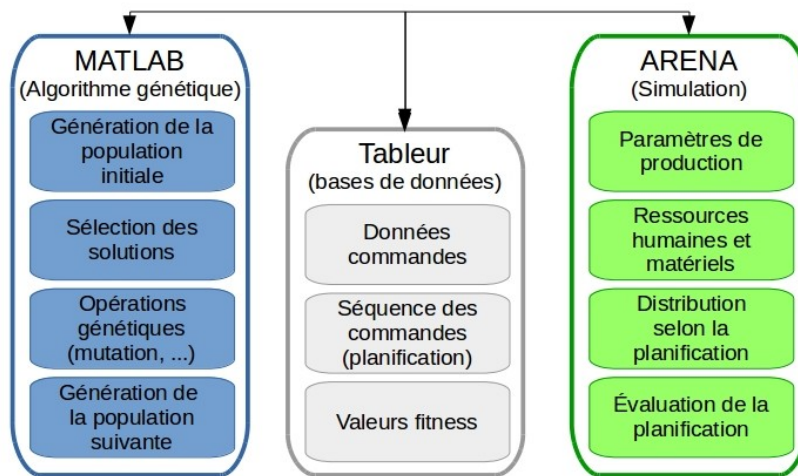


FIGURE 3.43 – Principe général du système hybride de simulation - optimisation

La définition de la fonction objectif, ou fitness, est essentielle pour la réussite du système. L'objectif de l'optimisation est double : éviter les retards de livraison (objectif prioritaire) et augmenter au maximum le temps entre la fin de production de chaque commande et la date d'expédition demandée par le client (objectif secondaire). L'objectif secondaire a pour but d'augmenter la marge de sécurité sur les délais pour palier aux éventuels événements imprévus tels que des pannes ou des rebuts. Ainsi, la fonction fitness a été définie par l'équation suivante :

$$f(N) = \sum_{i=1}^N f(i)$$

avec

$$\begin{aligned} \text{si } d_i < 0, f(i) &= 1 + |d_i| \\ \text{sinon, } f(i) &= \frac{1}{1 + d_i} \end{aligned}$$

où

N = le nombre de commandes dans le planning,

d_i = le retard ou l'avance de la livraison par rapport au délai demandé.

L'expérimentation du système a été effectuée sur des données réelles fournies par l'entreprise de production. Ainsi, 471 commandes correspondant à une semaine d'activité sont utilisées pour

évaluer les performances du système. La simulation de l'unité de production sur ces données avant l'optimisation du planning montre que 5 commandes ne sont pas livrées à temps ce qui correspond à 43h de production en retard (figure 3.44a). Sur les 466 commandes livrées à temps, l'avance de production est de 16h par commande en moyenne. Le nombre de commandes en retard est faible comparé au nombre de commandes traitées mais la taux de service et la réactivité sont le cœur de métier l'entreprise. Il est donc essentiel de supprimer ces retards.

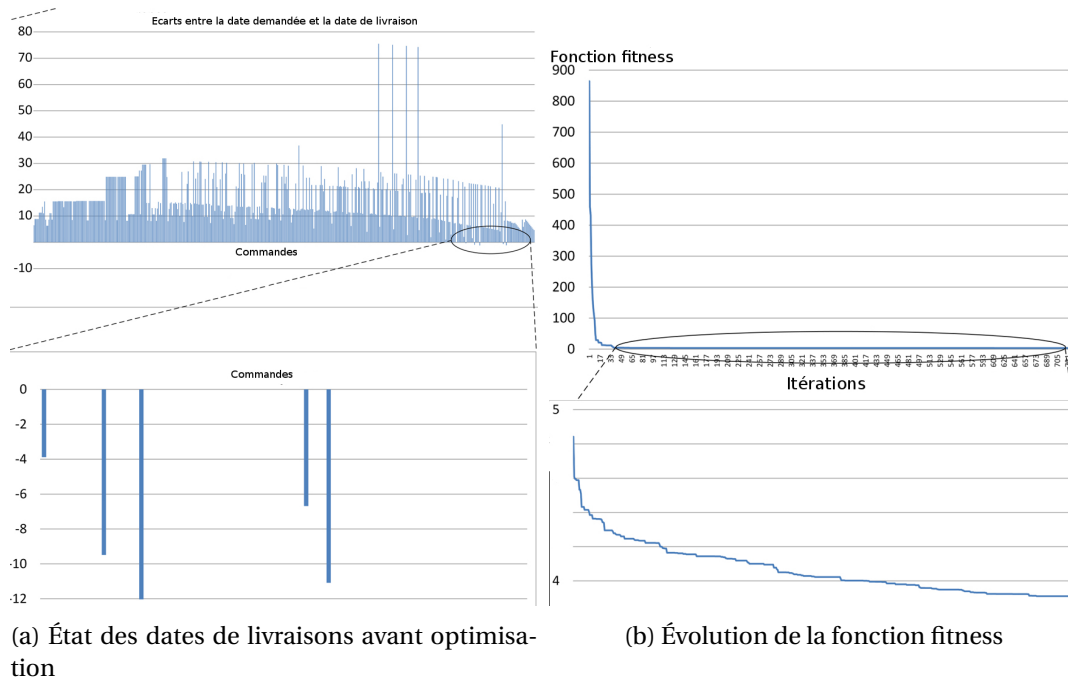


FIGURE 3.44 – État des dates de livraisons avant optimisation et évolution de la fonction fitness

L'évolution de la fonction fitness est présentée en figure 3.44b. L'algorithme génétique réduit très rapidement et fortement la valeur de la fonction fitness, ce qui indique que les solutions sans retards de livraison sont aisément atteintes après une cinquantaine d'itérations. Ensuite, la décroissance est plus lente. Cette deuxième partie correspond l'optimisation du délai entre la fin de production de chaque commande et la date expédition demandée par le client. La stagnation est atteinte après 720 itérations. Le planning obtenu permet d'effectuer l'ensemble des livraisons dans les délais (aucun retard) et d'augmenter l'avance de production à 17,1h en moyenne par commande (figure 3.45).

Le système proposé apporte un gain immédiat à la planification de la production. La méthodologie utilisée s'appuie sur une modélisation précise du processus de production. Ainsi, il est envisageable de déployer une stratégie similaire sur différentes unités de fabrication pour lesquelles les contraintes et la complexité des processus ne permettent pas ou rendre difficile la mise en œuvre de techniques basées sur une formalisation mathématique. De ce fait, notre système est particulièrement adapté à la problématique de production de petites séries personnalisées d'articles textiles.

3.4.2 Optimisation du processus de coupe pour une production personnalisée

La personnalisation de masse des articles textiles visent à répondre aux attentes spécifiques des clients en maîtrisant les coûts et les délais de production. Les deux principaux leviers pour mettre en œuvre cette stratégie sont :

- l'augmentation du nombre de tailles, ou plus techniquement des altérations des tailles existantes en production de masse. Ainsi, le client obtient des vêtements bien ajustés, proche des produits sur mesure.

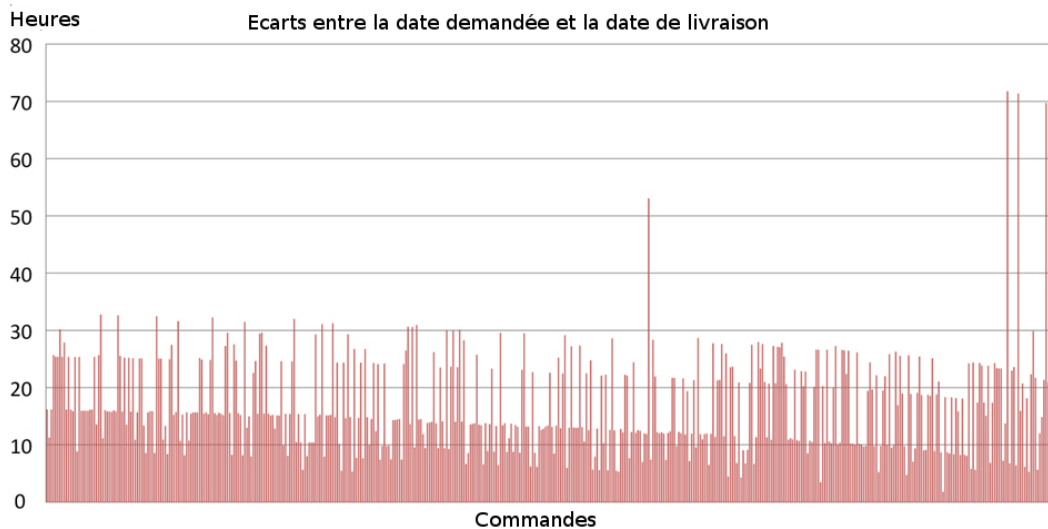


FIGURE 3.45 – État des dates de livraisons après optimisation

- l'ajout d'éléments de style en option, tels que différents types de poches, cols,

L'industrie de l'habillement, plus communément appelée "confection", est généralement l'étape la plus impactée lors de la production de vêtements personnalisés. En effet, la multiplication des tailles et des éléments de style d'un vêtement pour répondre à la demande personnalisée génèrent des modifications importantes dans le processus de fabrication et la planification de la production. Parmi les différentes phases de production de l'industrie de l'habillement (figure 3.47), le processus de coupe est le plus sensible aux éléments de personnalisation. La coupe des patronages d'un vêtement en amont de la confection requiert des optimisations à différents niveaux :

- l'organisation du placement des patrons sur la surface de la table de coupe qui a pour objectif d'utiliser la longueur minimale de tissu et réduire les déchets en prenant en compte diverses contraintes telles que l'orientation des patrons selon le droit fil du tissu. Cette étape est généralement réalisée à l'aide d'un système de Conception Assisté par Ordinateur (CAO).
- le matelassage qui consiste à superposer des tissus (plis) sur la surface de la table de coupe. L'ensemble des plis sera découpé en même temps selon le même placement. En fonction du type de matelassage utilisé (constant, en escalier, ...) (figure 3.46), le temps de préparation et le taux de perte de tissu peut varier notamment au niveau des extrémités du matelas.
- le plan de coupe qui doit associer de façon optimale les placements et les matelassages nécessaires à la fabrication d'un nombre de pièces donné. Ce plan indique quelles pièces doivent être placées ensembles et combien de plis sont à effectuer pour chaque placement.

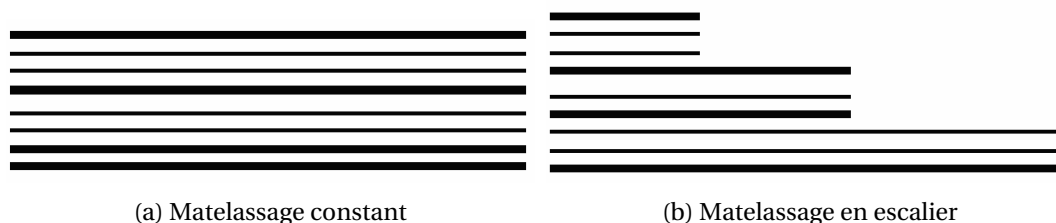


FIGURE 3.46 – Exemples de matelassage

La modification des patronages, en dimensions et styles perturbent l'ensemble ces étapes : plan de coupe, placement, matelassage. Afin de conserver une efficacité en terme de coûts, il est indispensable de réviser l'ensemble des processus.

Les travaux de thèse de Mme Yanni Xu [Xu, [Thèse en cours](#)], débutés en octobre 2016, visent à

quantifier les impacts de la personnalisation de masse et à optimiser le processus de coupe. Le système proposé consiste à :

- définir différents niveaux de personnalisation sur les tailles et le style des vêtements,
- proposer une méthodologie pour grouper les commandes personnalisées et ainsi optimiser le processus de coupe,
- évaluer les coûts supplémentaires dûs à la personnalisation.

Ce système pourra alors être un outil d'aide à décision intéressant pour les fabricants impliqués dans la personnalisation de masse.

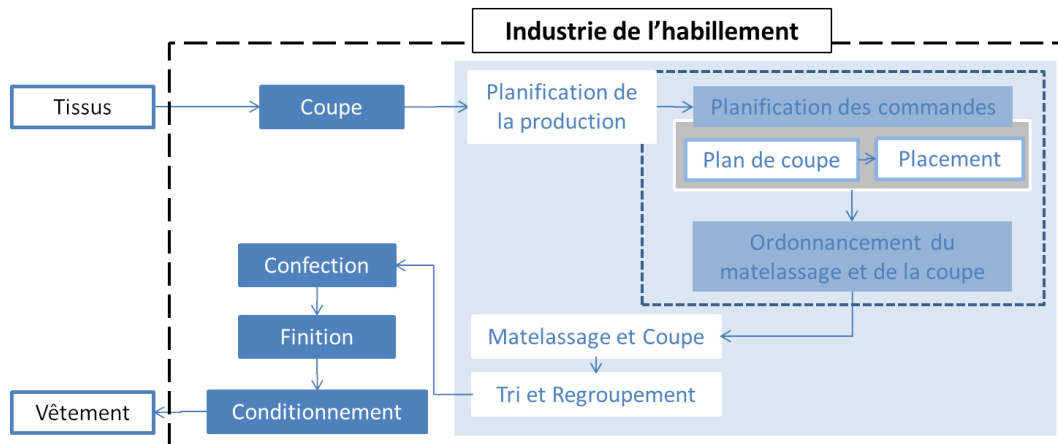


FIGURE 3.47 – Les différentes phases de l'industrie de l'habillement et du processus de coupe

3.4.2.1 Définition des différents niveaux de personnalisation

La personnalisation d'un vêtement est une notion très large, allant de la simple broderie sur produit fini à la confection sur mesure. Afin de définir les relations entre les coûts et les éléments de personnalisation, il est nécessaire de définir les niveaux de personnalisation à considérer. A partir de la littérature [YANG et collab., 2015], nous avons choisi les critères suivants pour caractériser la personnalisation d'un vêtement.

Deux niveaux sont définis pour la personnalisation de la taille des vêtements :

- Fg, pour "fit global", qui consiste à ajouter des tailles de vêtements supplémentaires par altérations des patronages existants,
- Fl, pour "Fit local", qui s'appuie sur l'ajout de pinces sur les patronages existants afin d'ajuster localement les mensurations du vêtement.

La personnalisation du style est obtenue selon trois critères :

- Dc, pour "design color", permet de choisir le tissu principal du vêtement,
- Ds, pour "Design shape", qui modifie différents éléments de style du vêtement (plis, ...),
- Dm, pour "Design module", offre des alternatives ou options au vêtement (poche, col, ...).

3.4.2.2 Méthodologie de groupement des commandes personnalisées pour le processus de coupe

L'objectif est de répondre à une demande personnalisée en minimisant les coûts relatifs à la coupe. De nombreuses études existent dans la littérature sur les différentes problématiques des systèmes de coupe des patronages de vêtements [XU et collab., 2018]. Cependant, la contribution

de ces travaux porte généralement sur la méthode d'optimisation à utiliser pour un problème précis (par exemple développement d'un algorithme génético-flou pour l'ordonnancement du matelassage [WONG et collab., 2013a]). Par ailleurs, les contraintes considérées sont plus spécifiquement adaptées à la production de masse.

Par conséquent, la méthode proposée est basée sur une optimisation globale de l'ensemble "plan de coupe-placement-matelassage". Le principe général est illustré en figure 3.48. La première étape consiste à intégrer l'ensemble des paramètres des machines et tables de coupe, de la commande, du tissu et du vêtement nécessaire à la réalisation et l'évaluation du plan de coupe et des placements associés. Ensuite, une deuxième étape permet d'extraire la solution optimale en terme de coûts. L'algorithme d'optimisation choisi pour ce système est basée sur une programmation linéaire en nombres entiers semblable aux travaux de DEGRAEVE et VANDEBROEK [1998]. Cette technique a démontré son efficacité pour ce type de problème. Par ailleurs, l'algorithme d'optimisation ne constitue pas l'objectif premier de cette étude.

L'évaluation des solutions nécessite une estimation fiable des coûts de production. Ainsi, pour satisfaire une commande donnée, les coûts suivants sont considérés :

1. Coût matière

$$C_t = \sum_{m \in M} l_m \cdot t p n_m \cdot p m$$

avec

M = l'ensemble de placements

l_m = la longueur du placement m

$t p n_m$ = le nombre total de plis pour un matelassage avec le placement m

$p m$ = prix de la matière par mètre

2. Coût de la coupe

$$C_c = \frac{\sum_{m \in M} c l_m \cdot u_m}{v c \cdot c m c}$$

avec

$c l_m$ = la longueur de coupe pour le placement m

u_m = le nombre de matelassages avec le placement m

$v c$ = la vitesse de coupe

$c m c$ = le coût machine par heure (incluant l'opérateur)

3. Coût du matelassage

$$C_s = \frac{\sum_{m \in M} l_m \cdot t p n_m}{v m} \cdot c o$$

avec

$v m$ = la vitesse de matelassage

$c o$ = le coût horaire de l'opérateur

Il faut noter que les coûts engendrés par la réalisation du placement et les coûts de tri et regroupement n'ont pas été pris en compte dans cette étude. Ils seront dans un premier temps considérés comme peu impactés par la personnalisation de vêtements.

Finalement, la fonction objectif à optimiser est le coût total :

$$CT = C_t + C_c + C_s$$

3.4.2.3 Optimisation de la coupe de vêtements personnalisés

Le système développé a été mis en œuvre sur un exemple de production de jupes personnalisées. Cela implique de concevoir en amont l'ensemble des patronages du produit, les gradations et altérations correspondantes, et les placements des patrons. Sept scénarios différents ont été simulés à partir des niveaux de personnalisation définis en section 3.4.2.1 :

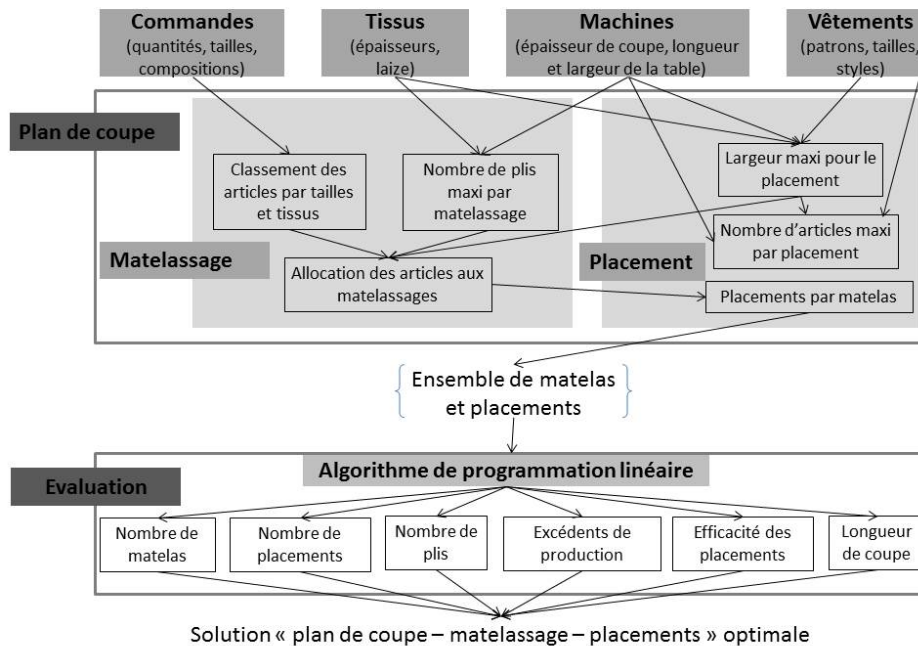


FIGURE 3.48 – Principe général pour l'optimisation de la coupe de commandes personnalisées

- $MC(Fg)$, $MC(Fl)$, et $MC(F)$ ($= MC(Fg+Fl)$) pour la personnalisation de la taille des vêtements,
- $MC(Dc)$, $MC(Ds)$, $MC(Dm)$ et $MC(D)$ ($= MC(Dc+Ds+Dm)$) pour la personnalisation du style.

Ces scénarios sont comparés à une simulation d'une même commande produite selon une stratégie de production de masse, appelée scénario "MP" (8 tailles standards de vêtement et aucune option de style).

La commande à produire correspond à 450 demandes de clients (un produit commandé par client). Pour la personnalisation de la taille du vêtement, les mensurations exactes des clients sont considérées connues. Ainsi, il est possible d'évaluer les gains potentiels apportés par la personnalisation en terme de bien aller. Les mensurations des clients sont comparées aux systèmes de tailles proposés par les scénarios $MC(Fg)$, $MC(F)$ et MP. Le vêtement est considéré comme parfaitement adapté lorsque une des tailles proposées coïncident avec toutes les mensurations du client. Lorsqu'une des mensurations est trop petite pour le vêtement (vêtement trop grand sur une seule mesure), le bien aller est considéré comme bon. Sinon, le vêtement est considéré comme non adapté au client. Les résultats obtenus sur les données considérées sont illustrés en figure 3.49. Cet exemple montre clairement que la production de masse n'est pas mesure de fournir des vêtements adaptés pour plus de 50% des clients. Par ailleurs, le niveau de personnalisation obtenu par le scénario F est capable d'améliorer significativement le taux de clients avec un produit parfaitement adapté, proche d'une production sur mesure.

Les augmentations des différents paramètres de production générées par l'ajout de tailles et de pinces, ont été quantifiées et comparées à la production de masse (figure 3.50a). La longueur de tissu employée pour la fabrication des jupes personnalisées en taille est sensiblement identique à la production de masse. La méthode proposée permet donc de limiter les déchets supplémentaires de matière. Les postes de coûts les plus pénalisants se situent principalement aux niveaux des placements supplémentaires à réaliser et le nombre de plis. La raison principale est l'utilisation de la technique du matelassage en escalier dans la solution optimale (figure 3.46b). Les plis sont alors de longueurs différentes et chaque section vers le bas du matelas contient un ou plusieurs placements supplémentaires.

La personnalisation du style est également un source d'augmentation des différents paramètres de coupe. Cependant, les impacts restent contenus à l'exception du scénario D qui autorise l'en-

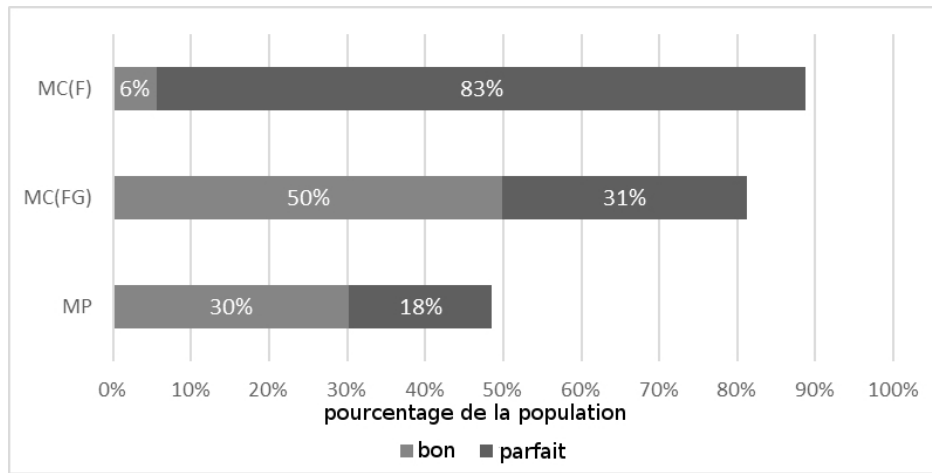
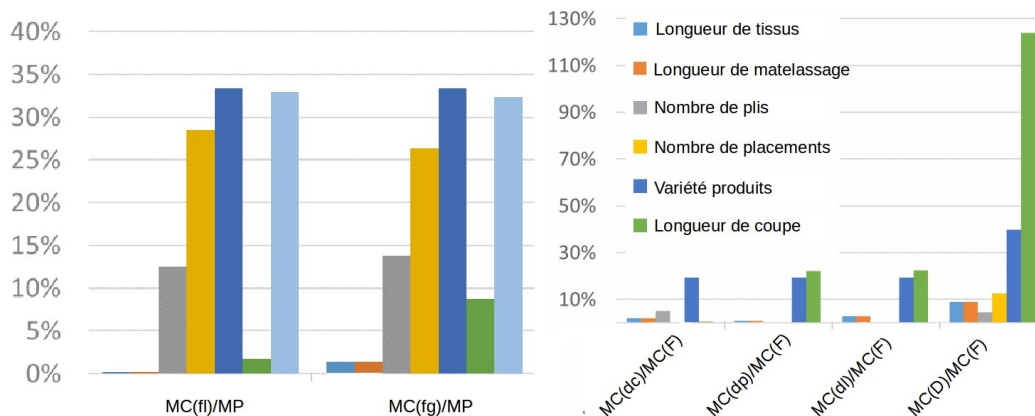


FIGURE 3.49 – Évaluation du bien aller des vêtements en fonction du niveau de personnalisation

semble des options Dc, Ds et Dm. Dans cette configuration, les possibilités d’optimisation à partir des placements existants sont très restreintes et des découpes supplémentaires (recoupes) sont alors indispensables.



(a) Augmentation des différents paramètres pour la personnalisation de la taille

(b) Augmentation des différents paramètres pour la personnalisation du style

FIGURE 3.50 – Augmentation des différents paramètres de production pour la personnalisation des jupes

Il est important de noter que les sur-coûts pour répondre à une stratégie de personnalisation de masse peuvent être compensés par la valeur ajoutée plus forte pour les produits personnalisés qui justifie un prix de vente plus élevé. Des bénéfices à plus long terme peuvent également être escomptés comme par exemple une plus grande satisfaction et fidélité des clients.

Le système proposé s’appuie sur de solides savoirs faire techniques de patronage et de placement. Les solutions obtenues pour minimiser les coûts de la coupe liés à personnalisation des vêtements combinent ses compétences techniques à des méthodes d’optimisation mathématique. Ces travaux, toujours en cours, constitueront une base solide pour l’élaboration d’un système d’aide à décision pour la fabrication de vêtements personnalisés. Pour les entreprises souhaitant s’investir dans la personnalisation de masse, l’utilisation de ce type de système est multiple : déterminer le niveau de personnalisation à offrir à ses clients, choisir de répondre ou non à une commande de produits personnalisés, à quel prix vendre les vêtements en fonction du niveau de personnalisation,... Enfin, les travaux futurs sur ce sujet viseront à déterminer quels sont les conditions sur les coûts (matières, main d’œuvre, ...) pour produire un produit avec un certain niveau de personnalisation.

3.4.3 Modélisation et optimisation du processus de fabrication de tissus denim

Le denim est une des étoffes les plus anciennes et populaires. Dans sa forme d'origine, ce tissu en coton est fabriqué avec une armature sergé 3/1 très serrée et composée d'une chaîne teinte en bleu indigo et d'une trame écriue. Actuellement une grande partie de la valeur ajoutée du denim est obtenue par le processus de finition, dit de "délavage", qui apporte des éléments de style, de touché et de confort au produit très demandés par les consommateurs [PAUL, 2015]. Ces caractéristiques rendent le processus de production du denim particulièrement long. Le délavage est généralement le point sensible de la fabrication. Pour cette étape, différents traitements à base de pierres ponce, jets de sables, enzymes, blanchiment au chlore, ... peuvent être employés. Cependant, quelque soit la méthode utilisée, ce processus est influencé par de nombreux facteurs qui le rendent difficile à contrôler. Par conséquent, les fabricants s'appuient généralement sur leur expérience issue de nombreux essais et erreurs [FAN et HUNTER, 1998]. En outre, ce traitement de finition est particulièrement peu respectueux de l'environnement et/ou des opérateurs.

Dans ce contexte, les travaux débutés avec la thèse de M. Zhenglei He [HE, Thèse en cours] en septembre 2017, ont pour objectif de modéliser et optimiser le processus de fabrication du denim à partir d'un traitement de délavage à l'ozone. Cette technique de délavage est peu polluante, peu énergivore et moins gourmande en eau que les méthodes concurrentes. Cependant, ce processus relativement récent reste compliqué à contrôler et les relations entre les différents paramètres et les effets obtenus en terme de délavage et de couleur ne sont pas parfaitement maîtrisées. Afin de maximiser les bénéfices de ce traitement, il est nécessaire de proposer un modèle permettant de prédire les effets obtenus à partir des paramètres du processus de fabrication.

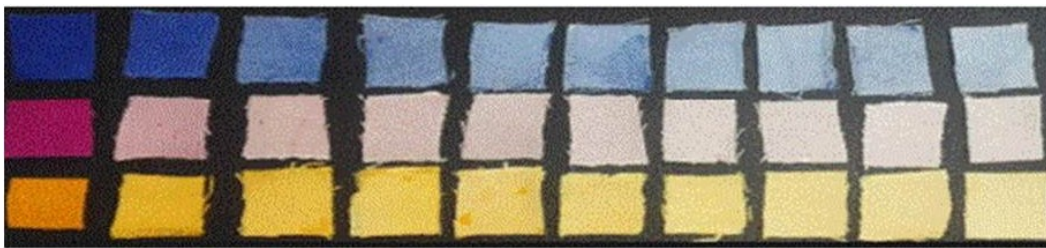


FIGURE 3.51 – Exemple d'échantillons de denim utilisés pour la modélisation du traitement à l'ozone

Les premiers travaux menés sur ce sujet [HE et collab., 2018] s'appuient sur une expérience réalisée à partir de 120 échantillons et des paramètres de fabrication correspondants, issus d'une production industrielle. La caractérisation des différents échantillons (figure 3.51) est réalisée par l'évaluation du coefficient K/S défini par KUBELKA [1948] et révisé par YANG et KRUSE [2004], mesuré sur spectrophotomètre. Les entrées du processus sont : le pH, la température, le taux de d'humidité, et la durée d'exécution. Pour cette première approche, un réseau de neurones à propagation avant avec une couche cachée (figure 3.52) est utilisé pour la modélisation du processus à partir des données. L'efficacité de ce type de modèle pour prédire différentes propriétés colorimétriques des textiles est largement démontrée dans la littérature [BALCI et collab., 2008; KAN et collab., 2013; SENTHILKUMAR et SELVAKUMAR, 2006]. L'apprentissage est assurée par une méthode de rétro-propagation du gradient à partir des données divisées comme suit : 70% pour l'entraînement, 15% pour la validation et 15% pour le test.

Les résultats obtenus sur le jeu de données de test sont présentés en figure 3.53. Il apparaît clairement que le réseau de neurones est en mesure de donner une bonne estimation du coefficient K/S en fonction des entrées considérées. Néanmoins, cette première expérimentation, qui porte uniquement sur les paramètres physiques du traitement, doit être élargie sur deux niveaux :

- les paramètres de l'étoffe doivent varier et être prises en compte dans les futures expériences,
- la modélisation doit intégrer d'autres étapes de fabrication (teinture, adoucissement, traitement divers).

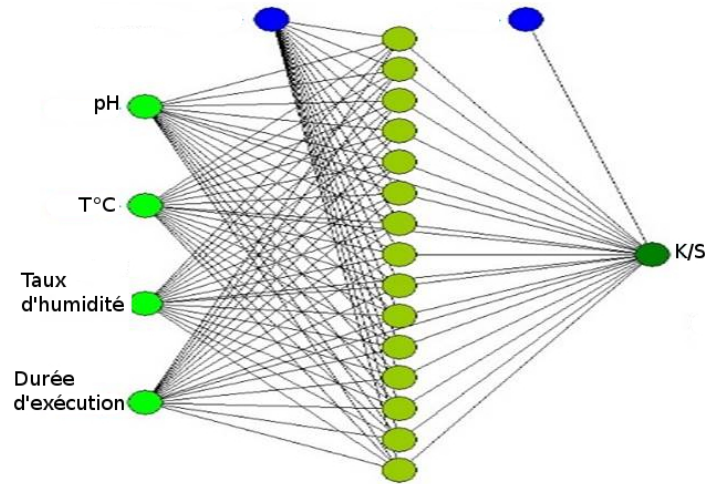


FIGURE 3.52 – Réseau de neurones utilisé pour la modélisation du traitement à l’ozone

Par ailleurs, la détermination des paramètres du processus à partir du produit fini souhaité (sous forme de photos ou d’images) est également une piste à explorer dans les travaux de M. Zhenglei He des deux prochaines années.

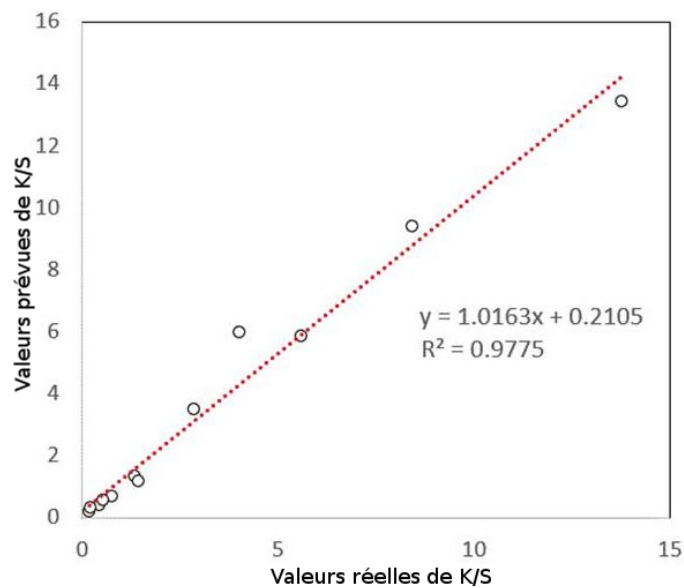


FIGURE 3.53 – Prévisions de la valeur de K/S sur le jeu de données de test

3.5 Conclusion

La concurrence de plus en plus forte, les évolutions de consommation et les nouvelles tendances sociétales obligent la chaîne d’approvisionnement du textile habillement à de constantes remises en question. Afin de s’adapter de façon optimale à cet environnement dynamique, de nombreuses contributions scientifiques sont nécessaires. Ces travaux doivent d’appuyer sur :

- les nouvelles technologies de l’information qui fournissent des données massives essentielles pour des prises de décision précises,

- des modèles et des techniques d'optimisation avancée permettant de traiter des problématiques complexes et réalistes.

Les travaux décrits dans cette section contribuent à l'évolution de la chaîne d'approvisionnement textile-habillement en intégrant les enjeux actuels, et ceci à trois niveaux : stratégique, tactique et opérationnel. Les résultats obtenus permettent des avancées par rapport aux pratiques actuelles et l'état de l'art. Ces contributions apportent également les concepts et méthodologies spécifiques et adaptés aux situations réelles. Plus précisément, les modèles proposés permettent d'évaluer différentes solutions qui répondent à l'ensemble des problématiques de la chaîne d'approvisionnement et de production textile-habillement :

- la pertinence des approvisionnements locaux,
- la réduction des impacts environnementaux par les nouveaux modèles économiques,
- les gains potentiels réalisables par le partage des ressources,
- l'exploitation des données clients pour adapter les systèmes de tailles,
- ou encore la mise en œuvre de techniques de modélisation, de simulation et d'optimisation pour contrôler et améliorer les divers processus de production textile.

Les résultats obtenus constituent un socle intéressant pour le développement d'un système d'aide à la décision destiné aux acteurs de la chaîne d'approvisionnement textile-habillement-distribution. Cependant, certains travaux doivent être finalisés afin de fournir des solutions complètes et exploitables.

Enfin, l'intégration de l'ensemble ces travaux dans une chaîne d'approvisionnement aboutirait à une solution globale qui préfigure de la filière textile-habillement-distribution de demain.

L'ensemble mes contributions sur ce thème de recherche a été valorisé par les contributions scientifiques suivantes :

- 6 publications [BRAHMADEEP et THOMASSEY, 2014; HAMAD et collab., 2018, 2017b; MA et collab., 2018, In Press; RASHEED et collab., 2013; THOMASSEY et BRUNIAUX, 2013] et 4 chapitres d'ouvrage [BRAHMADEEP et THOMASSEY, 2016, 2018; NICOLAS et collab., 2007; XU et collab., 2018]
- 16 communications [BRAHMADEEP et THOMASSEY, 2013, 2015; BRUNIAUX et collab., 2007; CHEN et collab., 2007; HAMAD et collab., 2017a, 2014, 2015; HE et collab., 2018; JEFF et collab., 2017; MA et collab., 2018a, 2017a; SAXENA et collab., 2007a,b; SCHRUB et collab., 2017; THOMASSEY et BRUNIAUX, 2009; XU et collab., 2017]
- 2 thèses soutenues [HAMAD, 2015; MA, 2018]
- 1 master de recherche soutenu
- 6 thèses en cours [BENKIRANE, Thèse en cours; HAMAD, Thèse en cours; HARALE, Thèse en cours; HE, Thèse en cours; SIRILERTSUWAN, Thèse en cours; XU, Thèse en cours]

3.6 Références

- ACACCIA, G., M. CONTE, D. MAINA et R. MICHELINI. 2003, «Computer simulation aids for the intelligent manufacture of quality clothing», *Computers in Industry*, vol. 50, n° 1, doi :10.1016/S0166-3615(02)00142-2, p. 71–84, ISSN 0166-3615. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166361502001422>. 111
- AGRAWAL, V. V., M. FERGUSON, L. B. TOKTAY et V. M. THOMAS. 2012, «Is Leasing Greener Than Selling?», *Management Science*, vol. 58, n° 3, doi :10.1287/mnsc.1110.1428, p. 523–533, ISSN 0025-1909. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.1110.1428>. 84
- ASHBY, A. 2016, «From global to local : reshoring for sustainability», *Operations Management Research*, vol. 9, n° 3-4, doi :10.1007/s12063-016-0117-9, p. 75–88, ISSN 1936-9735. URL <http://link.springer.com/10.1007/s12063-016-0117-9>. 82

- AZOUZ, Z. B., M. RIOUX et R. LEPAGE. 2002, «3D description of the human body shape : application of Karhunen-Loève expansion to the CAESAR database», dans *CARS 2002 Computer Assisted Radiology and Surgery*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, p. 571–576, doi :10.1007/978-3-642-56168-9_95. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-56168-9_95. 98
- BAHINIPATI, B. K., A. KANDA et S. DESHMUKH. 2009, «Horizontal collaboration in semiconductor manufacturing industry supply chain : An evaluation of collaboration intensity index», *Computers & Industrial Engineering*, vol. 57, n° 3, doi :10.1016/J.CIE.2009.03.003, p. 880–895, ISSN 0360-8352. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360835209000886>. 93
- BAHOKEN, F., C. BLANQUART, É. GAUBERT et T. ZEROUAL. 2016, «Une typologie spatiale des commerces intra-urbains fondée sur l'analyse de leurs relations d'approvisionnement», *Revue d'Économie Régionale & Urbaine*, vol. Juin, n° 3, doi :10.3917/reru.163.0619, p. 619, ISSN 0180-7307. URL <http://www.cairn.info/revue-d-economie-regionale-et-urbaine-2016-3-page-619.htm>. 85
- BALCI, O., S. NOYAN OĞULATA, C. ŞAHİN et R. TUĞRUL OĞULATA. 2008, «An artificial neural network approach to prediction of the colorimetric values of the stripped cotton fabrics», *Fibers and Polymers*, vol. 9, n° 5, doi :10.1007/s12221-008-0096-z, p. 604–614, ISSN 1229-9197. URL <http://link.springer.com/10.1007/s12221-008-0096-z>. 119
- BARNES, L. et G. LEAGREENWOOD. 2006, «Fast fashioning the supply chain : shaping the research agenda», *Journal of Fashion Marketing and Management : An International Journal*, vol. 10, n° 3, doi :10.1108/13612020610679259, p. 259–271, ISSN 1361-2026. URL <http://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/13612020610679259>. 82
- BENKIRANE, R. Thèse en cours, *Étude de l'influence de la durée de vie des produits textiles – Application au lin*, thèse de doctorat, Lille 1. 84, 87, 121
- BOZA, A., M. ALEMANY, F. ALARCÓN et L. CUENCA. 2014, «A model-driven DSS architecture for delivery management in collaborative supply chains with lack of homogeneity in products», *Production Planning & Control*, vol. 25, n° 8, doi :10.1080/09537287.2013.798085, p. 650–661, ISSN 0953-7287. URL <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/09537287.2013.798085>. 93
- BRAHMADEEP et S. THOMASSEY. 2013, «Simulation of a winding production unit for the supply automation of bobbins», dans *Proceedings of the Industrial Simulation Conference (ISC'2013)*. 121
- BRAHMADEEP et S. THOMASSEY. 2014, «A simulation based comparison : Manual and automatic distribution setup in a textile yarn rewinding unit of a yarn dyeing factory», *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 45, doi :10.1016/J.SIMPAT.2014.04.002, p. 80–90, ISSN 1569-190X. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569190X14000549>. 111, 121
- BRAHMADEEP et S. THOMASSEY. 2015, «Simulation based optimization planning for a high variety textile production», dans *Proceedings of the 45th International Conference on Computers Industrial Engineering (CIE45)*. 111, 121
- BRAHMADEEP et S. THOMASSEY. 2016, «Enterprise resource planning systems for use in apparel supply chains», dans *Information Systems for the Fashion and Apparel Industry*, édité par Tsan-Ming Choi, Woodhead Publishing, ISBN 9780081005712, p. 235–261, doi :10.1016/B978-0-08-100571-2.00012-9. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780081005712000129>. 121

- BRAHMADEEP et S. THOMASSEY. 2018, «A Discrete Event Simulation Model with Genetic Algorithm Optimisation for Customised Textile Production Scheduling», dans *Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era*, édité par S. Thomassey et X. Zeng, Springer, Singapore, p. 153–171, doi :10.1007/978-981-13-0080-6_8. URL http://link.springer.com/10.1007/978-981-13-0080-6_8. 111, 121
- BROADBENT, A. D. 2001, *Basic principles of textile coloration*, Society of Dyers and Colorists, ISBN 0901956767, 578 p.. URL https://books.google.fr/books/about/Basic_Principles_of_Textile_Coloration.html?id=p0j8NAAACAAJ&redir_esc=y. 96
- BRUNIAUX, P., S. THOMASSEY et I. NEAGU. 2007, «State of the art in garment creation until the concept of mass customisation», dans *Proceedings of the International Conference on Intelligent Textiles and Mass Customisation (ITMC2007)*, p. 277–287. 121
- CHAN, F. T. et A. PRAKASH. 2012, «Inventory management in a lateral collaborative manufacturing supply chain : a simulation study», *International Journal of Production Research*, vol. 50, n° 16, doi :10.1080/00207543.2011.628709, p. 4670–4685, ISSN 0020-7543. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2011.628709>. 93
- CHAN, S. W. et M. W. CHONG. 2004, «Unsupervised clustering for nontextual web document classification», *Decision Support Systems*, vol. 37, n° 3, doi :https://doi.org/10.1016/S0167-9236(03)00035-6, p. 377 – 396, ISSN 0167-9236. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923603000356>. 103
- CHEN, L.-T. 2014, «Optimal dynamic policies for integrated production and marketing planning in business-to-business marketplaces», *International Journal of Production Economics*, vol. 153, doi :10.1016/J.IJPE.2014.04.002, p. 46–53, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527314001078>. 93
- CHEN, Y., X. ZENG, S. THOMASSEY, M. HAPPIETTE, P. BRUNIAUX, R. NG et W. YU. 2007, «A new method of ease allowance generation for personalization of garment design», dans *Proceedings of the International Conference on Intelligent Textiles and Mass Customisation (ITMC2007)*, p. 277–287. 121
- CHRISTOPHER, M., H. PECK et D. TOWILL. 2006, «A taxonomy for selecting global supply chain strategies», *The International Journal of Logistics Management*, vol. 17, n° 2, doi :10.1108/09574090610689998, p. 277–287, ISSN 0957-4093. URL <http://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/09574090610689998>. 82
- CTTN-IREN. 2007, «La blanchisserie industrielle et l'énergie», cahier de recherche, CTTN-IREM / ADEME. URL <http://www.cttn-iren.com/action-interet-general/synthese-blanchisserie.php?page=7>. 85
- DANA, L. P., R. T. HAMILTON et B. PAUWELS. 2007, «Evaluating offshore and domestic production in the apparel industry : The small firm's perspective», *Journal of International Entrepreneurship*, vol. 5, n° 3-4, doi :10.1007/s10843-007-0015-1, p. 47–63, ISSN 1570-7385. URL <http://link.springer.com/10.1007/s10843-007-0015-1>. 82
- DAVIES, D. L. et D. W. BOULDIN. 1979, «A cluster separation measure», *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 1, n° 2, p. 224–227. 103
- DE JONG, K. 1988, «Learning with genetic algorithms : An overview», *Machine Learning*, vol. 3, n° 2-3, doi :10.1007/BF00113894, p. 121–138, ISSN 0885-6125. URL <http://link.springer.com/10.1007/BF00113894>. 111

- DEGRAEVE, Z. et M. VANDEBROEK. 1998, «A Mixed Integer Programming Model for Solving a Layout Problem in the Fashion Industry», *Management Science*, vol. 44, n° 3, doi :10.1287/mnsc.44.3.301, p. 301–310, ISSN 0025-1909. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.44.3.301>. 116
- DESAI, A., N. NASSAR et M. CHERTOW. 2012, «American seams : an exploration of hybrid fast fashion and domestic manufacturing models in relocalised apparel production», *The Journal of Corporate Citizenship*, , n° 45, p. 53–79, ISSN 14705001. URL <http://go.galegroup.com/ps/anonymous?id=GALE{%}7CA303450528{%}&sid=googleScholar{%}&v=2.1{%}&it=r{%}&linkaccess=abs{%}&issn=14705001{%}&p=AONE{%}&sw=w>. 82
- DONG, Y., M. DRESNER et Y. YAO. 2014, «Beyond Information Sharing : An Empirical Analysis of Vendor-Managed Inventory», *Production and Operations Management*, vol. 23, n° 5, doi :10.1111/poms.12085, p. 817–828, ISSN 10591478. URL <http://doi.wiley.com/10.1111/poms.12085>. 93
- DUBEY, R., A. GUNASEKARAN, S. J. CHILDE, T. PAPADOPOULOS et S. FOSSO WAMBA. 2017, «World class sustainable supply chain management : critical review and further research directions», *The International Journal of Logistics Management*, vol. 28, n° 2, doi :10.1108/IJLM-07-2015-0112, p. 332–362, ISSN 0957-4093. URL <http://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/IJLM-07-2015-0112>. 82
- DUFFY, M. 1987, *The H-O-A-X Fashion Formula : Dress the Body Type You Have to Look Like the Body You Want*, Body Press, ISBN 9780895865816. 102, 105
- EDWARDS, J. et A. MCKINNON. 2009, «Shopping trip or home delivery : which has the smaller carbon footprint», *Logist. Transport Focus*, vol. 11, n° 7, p. 20–24. 85, 86
- ELLRAM, L. M., W. L. TATE et K. J. PETERSEN. 2013, «Offshoring and Reshoring : An Update on the Manufacturing Location Decision», *Journal of Supply Chain Management*, vol. 49, n° 2, doi :10.1111/jscm.12019, p. 14–22, ISSN 15232409. URL <http://doi.wiley.com/10.1111/jscm.12019>. 82
- FAN, J. et L. HUNTER. 1998, «A Worsted Fabric Expert System», *Textile Research Journal*, vol. 68, n° 9, doi :10.1177/004051759806800909, p. 680–686, ISSN 0040-5175. URL <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/004051759806800909>. 119
- GARCIA, H. L. et I. M. GONZÁLEZ. 2004, «Self-organizing map and clustering for wastewater treatment monitoring», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 17, n° 3, doi : <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2004.03.004>, p. 215 – 225, ISSN 0952-1976. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095219760400020X>. 103, 104
- GÄRTNER, B. 1999, «Fast and robust smallest enclosing balls», dans *Proceedings of the 7th Annual European Symposium on Algorithms*, Springer-Verlag, p. 325–338. 100
- GREASLEY, A. 2008, «Using simulation for facility design : A case study», *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 16, n° 6, doi :10.1016/J.SIMPAT.2008.04.009, p. 670–677, ISSN 1569-190X. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569190X08000671>. 111
- GUO, Z., W. WONG, S. LEUNG, J. FAN et S. CHAN. 2013, «Optimizing apparel production order planning scheduling using genetic algorithms», dans *Optimizing Decision Making in the Apparel Supply Chain Using Artificial Intelligence (AI)*, édité par W. Wong, Z. Guo et S. Leung, Woodhead Publishing, ISBN 978-0-85709-779-8, p. 55–80, doi :10.1533/9780857097842.55. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780857097798500044>. 111

- GUPTA, D. et N. ZAKARIA. 2014, *Anthropometry, apparel sizing and design*, Woodhead Publishing, ISBN 9780857096814. URL <https://www.sciencedirect.com/science/book/9780857096814>. 107
- HAMAD, B. Thèse en cours, *Contribution à la création de morphotypes et de systèmes de tailles par la classification*, thèse de doctorat, Lille 1. 107, 121
- HAMAD, B., M. HAMAD, S. THOMASSEY et P. BRUNIAUX. 2018, «3D Adaptive Morphotype Mannequin for Target Population», *Journal of Ergonomics*, vol. 08, n° 02, doi :10.4172/2165-7556.1000229, p. 1–9, ISSN 21657556. URL <https://www.omicsonline.org/open-access/3d-adaptive-morphotype-mannequin-for-target-population-2165-7556-1000229-100357.html>. 121
- HAMAD, B., S. THOMASSEY et P. BRUNIAUX. 2017a, «Classification of women's body based on extracting anthropometric measurements from 3d body scanning», dans *Proceedings of the International Conference on Intelligent Textiles and Mass Customisation (ITMC2017)*. 121
- HAMAD, M. 2015, *Classification non-supervisée de morphologies 3D de corps humain pour la mise en œuvre de mannequins morphotypes adaptatifs*, thèse de doctorat, Lille 1. URL <http://www.theses.fr/2015LIL10046>. 99, 121
- HAMAD, M., S. THOMASSEY et P. BRUNIAUX, éd.. 2012, *New generation of 3D adaptive morphotype mannequin*, 14th Romanian Textiles and Leather Conference CORTEP. 102
- HAMAD, M., S. THOMASSEY et P. BRUNIAUX. 2014, «New human body shape descriptor based on anthropometrics points», dans *2014 6th International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition (SoCPaR)*, IEEE, ISBN 978-1-4799-5934-1, p. 273–278, doi :10.1109/SOCPAR.2014.7008018. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/7008018/>. 121
- HAMAD, M., S. THOMASSEY et P. BRUNIAUX. 2015, «Automatic definition of adaptive morphotype from a 3d scan population for virtual try-on», dans *Proceedings of the 45th International Conference on Computers Industrial Engineering (CIE45)*. 121
- HAMAD, M., S. THOMASSEY et P. BRUNIAUX. 2017b, «A new sizing system based on 3D shape descriptor for morphology clustering», *Computers & Industrial Engineering*, vol. 113, doi : 10.1016/J.CIE.2017.05.030, p. 683–692, ISSN 0360-8352. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360835217302334>. 100, 121
- HAMZA, A. et H. KRIM. 2006, «Geodesic matching of triangulated surfaces», *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 15, n° 8, p. 2249–2258. 99
- HARALE, N. Thèse en cours, *Development of the Supply Chain and Production Management System for small series garments and textile products*, thèse de doctorat, Université de Lille 1. 121
- HE, Z., S. THOMASSEY et X. ZENG. 2018, «The application of process modeling in denim manufacturing», dans *Proceedings of the 13th International Conference on Data Science and Knowledge Engineering for Sensing Decision Support (FLINS 2018)*, édité par W. Scientific. 119, 121
- HE, Z. Thèse en cours, *Exploitation of manufacturing dynamical data for modeling, simulation and optimization of textile processes by using intelligent techniques.*, thèse de doctorat, Lille 1. 119, 121
- HSUEH, C.-F. 2014, «Improving corporate social responsibility in a supply chain through a new revenue sharing contract», *International Journal of Production Economics*, vol. 151, doi : 10.1016/J.IJPE.2013.10.017, p. 214–222, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527313004581>. 93

- HU, Z.-H., Q. LI, X.-J. CHEN et Y.-F. WANG. 2014, «Sustainable Rent-Based Closed-Loop Supply Chain for Fashion Products», *Sustainability*, vol. 6, n° 10, doi :10.3390/su6107063, p. 7063–7088, ISSN 2071-1050. URL <http://www.mdpi.com/2071-1050/6/10/7063>. 83
- HUANG, X., S.-M. CHOI, W.-K. CHING, T.-K. SIU et M. HUANG. 2011, «On supply chain coordination for false failure returns : A quantity discount contract approach», *International Journal of Production Economics*, vol. 133, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2011.04.031, p. 634–644, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092552731100212X>. 93
- IOANNOU, G. et S. DIMITRIOU. 2012, «Lead time estimation in MRP/ERP for make-to-order manufacturing systems», *International Journal of Production Economics*, vol. 139, n° 2, doi : 10.1016/J.IJPE.2012.05.029, p. 551–563, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527312002216>. 80
- JEFF, E., B. R., T. S. et P. A. 2017, «Evaluation of textile lifetime to improve the lca», dans *AVNIR Conference 2017*. 121
- JIN, H., W.-H. SHUM, K.-S. LEUNG et M.-L. WONG. 2004, «Expanding self-organizing map for data visualization and cluster analysis», *Information Sciences*, vol. 163, n° 1, doi :https://doi.org/10.1016/j.ins.2003.03.020, p. 157 – 173, ISSN 0020-0255. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025503004201>, soft Computing Data Mining. 103
- JIN, H.-D., K.-S. LEUNG et M. WONG. 2006, «An integrated self-organizing map for the traveling salesman problem», dans *Advances in Neural Networks and Applications*, édité par N. Mastorakis, p. 235 – 240. 103
- KAN, C. W., W. Y. WONG, L. J. SONG et M. C. LAW. 2013, «Prediction of Color Properties of Cellulase-Treated 100% Cotton Denim Fabric», *Journal of Textiles*, vol. 2013, doi :10.1155/2013/962751, p. 1–10, ISSN 2314-6044. URL <http://www.hindawi.com/archive/2013/962751/>. 119
- KÄRKKÄINEN, M., T. ALARISKU et J. HOLMSTRÖM. 2003, «Increasing customer value and decreasing distribution costs with mergeintransit», *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, vol. 33, n° 2, doi :10.1108/09600030310469144, p. 132–148, ISSN 0960-0035. URL <http://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/09600030310469144>. 82
- KIANG, M. Y. 2001, «Extending the kohonen self-organizing map networks for clustering analysis», *Computational Statistics and Data Analysis*, vol. 38, n° 2, doi :https://doi.org/10.1016/S0167-9473(01)00040-8, p. 161 – 180, ISSN 0167-9473. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167947301000408>. 103
- KIRCHHERR, J., D. REIKE et M. HEKKERT. 2017, «Conceptualizing the circular economy : An analysis of 114 definitions», *Resources, Conservation and Recycling*, vol. 127, doi :10.1016/J.RESCONREC.2017.09.005, p. 221–232, ISSN 0921-3449. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921344917302835>. 83
- KOHONEN, T. 2001, *Self-organizing maps*, Springer, ISBN 9783540679219, 501 p.. 102
- KOHONEN, T. et P. SOMERVUO. 2002, «How to make large self-organizing maps for nonvectorial data», *Neural Networks*, vol. 15, n° 8, doi :https://doi.org/10.1016/S0893-6080(02)00069-2, p. 945 – 952, ISSN 0893-6080. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608002000692>. 102, 103
- KORYTKOWSKI, P., T. WIŚNIEWSKI et S. RYMASZEWSKI. 2013, «An evolutionary simulation-based optimization approach for dispatching scheduling», *Simulation Modelling Practice and Theory*,

- vol. 35, doi :10.1016/J.SIMPAT.2013.03.006, p. 69–85, ISSN 1569-190X. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569190X13000427>. 111
- KUBELKA, P. 1948, «New contributions to the optics of intensely light-scattering materials. part i», *Journal of Optical Society. America*, vol. 38, n° 5, doi :10.1364/JOSA.38.000448, p. 448–457. URL <http://www.osapublishing.org/abstract.cfm?URI=josa-38-5-448>. 119
- KUO, T.-C., C.-W. HSU, S. H. HUANG et D.-C. GONG. 2014, «Data sharing : a collaborative model for a green textile/clothing supply chain», *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, vol. 27, n° 3, doi :10.1080/0951192X.2013.814157, p. 266–280, ISSN 0951-192X. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0951192X.2013.814157>. 93
- LABOUZE, E., Y. LE GUERN et C. PETIOT. 2007, «Analyse de Cycle de Vie comparée d'une chemise en lin et d'une chemise en coton», cahier de recherche, Bio Intelligence Service. URL https://issuu.com/linenandhemp/docs/rapport_{_}acv. 85
- LEE, C. H., B.-D. RHEE et T. CHENG. 2013, «Quality uncertainty and quality-compensation contract for supply chain coordination», *European Journal of Operational Research*, vol. 228, n° 3, doi :10.1016/J.EJOR.2013.02.027, p. 582–591, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221713001604>. 93
- LEUNG, S. et W. WONG. 2013, «Optimizing cut order planning in apparel production using evolutionary strategies», dans *Optimizing Decision Making in the Apparel Supply Chain Using Artificial Intelligence (AI)*, édité par W. Wong, Z. Guo et S. Leung, Woodhead Publishing, ISBN 978-0-85709-779-8, p. 81–105, doi :10.1533/9780857097842.81. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780857097798500056>. 111
- LIANG, S. et X. YAO. 2008, «Multi-level Modeling for Hybrid Manufacturing Systems Using Arena and MATLAB», dans *2008 International Workshop on Modelling, Simulation and Optimization*, IEEE, ISBN 978-0-7695-3484-8, p. 155–159, doi :10.1109/WMSO.2008.79. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/4756978/>. 111
- MA, K., S. THOMASSEY et X. ZENG. 2018a, «A collaborative platform with negotiation mechanism for make-to-order textile supply chain : A study based on multi-agent simulation», dans *Proceedings of the 13th International Conference on Data Science and Knowledge Engineering for Sensing Decision Support (FLINS 2018)*, édité par W. Scientific. 121
- MA, K. 2018, *Cluster-based collaborative business model in textile and apparel for resilience*, thèse de doctorat, Lille 1. 92, 121
- MA, K., S. THOMASSEY, et X. ZENG. 2017a, «Simulation modeling of central order processing system under resource sharing strategy in demand-driven garment supply chain», dans *Proceedings of the 14th AUTEX World Textile Conference*. 121
- MA, K., S. THOMASSEY et X. ZENG. 2017b, «Simulation modelling of central order processing system under resource sharing strategy in demand-driven garment supply chains», *IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*, vol. 254, n° 20, doi :10.1088/1757-899X/254/20/202004, ISSN 1757-8981. URL <http://stacks.iop.org/1757-899X/254/i=20/a=202004?key=crossref.be9feefeb4f4c2616a5ca6c02dfe60eb>. 95
- MA, K., S. THOMASSEY et X. ZENG. 2018b, «A collaborative platform with negotiation mechanism for make-to-order textile supply chain : a study based on multi-agent simulation», dans *Proceedings of the 13th International Conference on Data Science and Knowledge Engineering for Sensing Decision Support (FLINS 2018)*, édité par W. Scientific. 97
- MA, K., S. THOMASSEY et X. ZENG. 2018, In Press, «Development of a Central Order Processing System for Optimizing Demand-Driven Textile Supply Chains : a Real Case Based Simulation Study», *Annals of Operations Research*. 95, 121

- MACCHION, L., A. MORETTO, F. CANIATO, M. CARIDI, P. DANESE et A. VINELLI. 2015, «Production and supply network strategies within the fashion industry», *International Journal of Production Economics*, vol. 163, doi :10.1016/J.IJPE.2014.09.006, p. 173–188, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527314002849>. 80, 82
- MORIKAWA, K., K. TAKAHASHI et D. HIROTANI. 2014, «Make-to-stock policies for a multistage serial system under a make-to-order production environment», *International Journal of Production Economics*, vol. 147, doi :10.1016/J.IJPE.2013.02.016, p. 30–37, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527313000832>. 80
- NEGAHBAN, A. et J. S. SMITH. 2014, «Simulation for manufacturing system design and operation : Literature review and analysis», *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 33, n° 2, doi : 10.1016/J.JMSY.2013.12.007, p. 241–261, ISSN 0278-6125. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0278612513001301>. 111
- NICOLAS, A., S. THOMASSEY, P. BRUNIAUX et X. ZENG. 2007, «Integration of an adaptive CAD system for flexible furniture industry», dans *Computational Textile*, édité par Zeng, Xianyi and Li, Yi and Ruan, Da and Koehl, Ludovic, Springer - Berlin, p. 235–261. 121
- ORMEROD, A. et W. SONDELM. 1995, *Weaving : technology and operations*, Textile Institute, ISBN 9781870812764. URL <https://books.google.fr/books?id=UJdKAAAAYAAJ>. 96
- PAUL, R. 2015, *Denim : Manufacture, Finishing and Applications*, Woodhead Publishing, ISBN 9780857098436. 119
- PEYRÉ, G., M. PÉCHAUD, R. KERIVEN et L. D. COHEN. 2010, «Geodesic methods in computer vision and graphics», *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, vol. 5, n° 3-4, p. 197–397. 99
- RAMANATHAN, U. 2013, «Aligning supply chain collaboration using Analytic Hierarchy Process», *Omega*, vol. 41, n° 2, doi :10.1016/J.OMEGA.2012.03.001, p. 431–440, ISSN 0305-0483. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305048312000552>. 93
- RASHEED, A., X. ZENG et S. THOMASSEY. 2013, «An Approach to the Design of a Fuzzy Logic Model for the Ease Allowance Calculation in Loose Fitting Knee Length Ladies Trousers», *Journal of engineered fibers and fabrics*, vol. 8, n° 4, p. 126–131. URL https://www.researchgate.net/publication/290304912_An_Approach_to_the_Design_of_a_Fuzzy_Logic_Model_for_the 121
- ROOS, S., G. SANDIN, B. ZAMANI et G. PETERS. 2015, «Environmental assessment of Swedish fashion consumption : Five garments - Sustainable futures», cahier de recherche, RISE RISE Research Institutes of Sweden, Gothenburg. URL <https://kipdf.com/report-environmental-assessment-of-swedish-fashion-consumption-five-garments-sus-5ae768.html>. 83
- SARI, K. 2008, «On the benefits of CPFR and VMI : A comparative simulation study», *International Journal of Production Economics*, vol. 113, n° 2, doi :10.1016/J.IJPE.2007.10.021, p. 575–586, ISSN 0925-5273. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527308000339>. 93
- SAXENA, D., P. BRUNIAUX, S. THOMASSEY, S. GUPTA et P. JANA. 2007a, «Garment pattern development with ease in 3d», dans *Proceedings of the International Conference on Intelligent Textiles and Mass Customisation (ITMC2007)*, p. 250–261. 121
- SAXENA, D., P. BRUNIAUX, S. THOMASSEY, P. JANA et S. GUPTA. 2007b, «Reverse engineering of garment with ease in 3d using image processing», dans *Proceedings of the International Conference on Intelligent Textiles and Mass Customisation (ITMC2007)*, p. 421–429. 121

- SCHRUB, M., R. BENKIRANE, S. THOMASSEY et A. PERWUELZ. 2017, «Impacts of collaborative consumption based on rental strategies for fashion products», dans *AVNIR Conference 2017*. 121
- SENTHILKUMAR, M. et N. SELVAKUMAR. 2006, «Achieving expected depth of shade in reactive dye application using artificial neural network technique», *Dyes and Pigments*, vol. 68, n° 2-3, doi : 10.1016/J.DYEPIG.2004.12.016, p. 89–94, ISSN 0143-7208. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0143720805000458>. 119
- SHEN, B. et BIN. 2014, «Sustainable Fashion Supply Chain : Lessons from H&M», *Sustainability*, vol. 6, n° 9, doi :10.3390/su6096236, p. 6236–6249, ISSN 2071-1050. URL <http://www.mdpi.com/2071-1050/6/9/6236>. 82
- SHIRODKAR, S. et K. KEMPF. 2006, «Supply Chain Collaboration Through Shared Capacity Models», *Interfaces*, vol. 36, n° 5, doi :10.1287/inte.1060.0235, p. 420–432, ISSN 0092-2102. URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/inte.1060.0235>. 93
- SIRILERTSUWAN, P. Thèse en cours, *Development of a local resource-based sustainable textile and clothing production organizational model*, thèse de doctorat, Lille 1. 82, 121
- THOMASSEY, S. et P. BRUNIAUX. 2009, «Identification of typical morphotypes in a sample of population», dans *Proceedings of the International Conference on Intelligent Textiles and Mass Customisation (ITMC2009)*, p. 192–170. 121
- THOMASSEY, S. et P. BRUNIAUX. 2013, «A template of ease allowance for garments based on a 3D reverse methodology», *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 43, n° 5, doi :10.1016/J.ERGON.2013.08.002, p. 406–416, ISSN 0169-8141. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169814113000826>. 121
- TSAI, C.-F., C.-W. TSAI, H.-C. WU et T. YANG. 2004, «Acodf : a novel data clustering approach for data mining in large databases», *Journal of Systems and Software*, vol. 73, n° 1, doi :[https://doi.org/10.1016/S0164-1212\(03\)00216-4](https://doi.org/10.1016/S0164-1212(03)00216-4), p. 133 – 145, ISSN 0164-1212. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0164121203002164>, performance modeling and analysis of computer systems and networks. 102
- ÜNAL, C., S. TUNALI et M. GÜNER. 2009, «Evaluation of Alternative Line Configurations in Apparel Industry using Simulation», *Textile Research Journal*, vol. 79, n° 10, doi :10.1177/0040517508093416, p. 908–916, ISSN 0040-5175. URL <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0040517508093416>. 111
- VESANTO, J. et E. ALHONIEMI. 2000, «Clustering of the self-organizing map», *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 11, n° 3, doi :10.1109/72.846731, p. 586–600, ISSN 10459227. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/846731/>. 102, 103
- VILKELIS, A. et S. JAKOVLEV. 2013, «OUTBOUND SUPPLY CHAIN COLLABORATION MODELING BASED ON THE AUTOMOTIVE INDUSTRY», *TRANSPORT*, vol. 29, n° 2, doi :10.3846/16484142.2013.789980, p. 223–230, ISSN 1648-4142. URL <http://journals.vgtu.lt/index.php/Transport/article/view/1859>. 93
- WAINER, G. A. et P. J. MOSTERMAN. 2010, *Discrete-Event Modeling and Simulation, Computational Analysis, Synthesis, & Design Dynamic Systems*, vol. 20101361, CRC Press, ISBN 978-1-4200-7233-4, doi :10.1201/b10412. URL <https://www.taylorfrancis.com/books/9781420072341>. 111
- WONG, W., C. KWONG, P. MOK et W. IP. 2013a, «Optimizing fabric spreading and cutting schedules in apparel production using genetic algorithms and fuzzy set theory», dans *Optimizing Decision Making in the Apparel Supply Chain Using Artificial Intelligence (AI)*, édité par W. Wong, Z. Guo et S. Leung, Woodhead Publishing, ISBN 978-0-85709-779-8, p. 132–152, doi :10.

- 1533/9780857097842.132. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B978085709779850007X>. 111, 116
- WONG, W., X. WANG et Z. GUO. 2013b, «Optimizing marker planning in apparel production using evolutionary strategies and neural networks», dans *Optimizing Decision Making in the Apparel Supply Chain Using Artificial Intelligence (AI)*, édité par W. Wong, Z. Guo et S. Leung, Woodhead Publishing, ISBN 978-0-85709-779-8, p. 106–131, doi:10.1533/9780857097842.106. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780857097798500068>. 111
- WU, S. et T. W. CHOW. 2004, «Clustering of the self-organizing map using a clustering validity index based on inter-cluster and intra-cluster density», *Pattern Recognition*, vol. 37, n° 2, doi : [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(03\)00237-1](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(03)00237-1), p. 175 – 188, ISSN 0031-3203. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320303002371>. 102, 103
- XU, Y. Thèse en cours, *Optimisation d'une ligne de coupe et de confection de vêtements, en petites séries ou personnalisés*, thèse de doctorat, Lille 1. 114, 121
- XU, Y., S. THOMASSEY, et X. ZENG. 2017, «Comprehensive evaluation of garment assembly line with simulation», dans *Proceedings of the 14th AUTEX World Textile Conference*. 121
- XU, Y., S. THOMASSEY et X. ZENG. 2018, «AI for Apparel Manufacturing in Big Data Era : A Focus on Cutting and Sewing», dans *Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era*, édité par S. Thomassey et X. Zeng, Springer, Singapore, p. 125–151, doi :10.1007/978-981-13-0080-6_7. URL http://link.springer.com/10.1007/978-981-13-0080-6_{_}7. 115, 121
- YANG, J.-H., D. H. KINCADE et J. H. CHEN-YU. 2015, «Types of Apparel Mass Customization and Levels of Modularity and Variety», *Clothing and Textiles Research Journal*, vol. 33, n° 3, doi :10.1177/0887302X15576403, p. 199–212, ISSN 0887-302X. URL <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0887302X15576403>. 115
- YANG, L. et B. KRUSE. 2004, «Revised Kubelka-Munk theory. I. Theory and application.», *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, image science, and vision*, vol. 21, n° 10, p. 1933–41, ISSN 1084-7529. URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15497421>. 119
- YANG, S., Y. SONG et S. TONG. 2017, «Sustainable Retailing in the Fashion Industry : A Systematic Literature Review», *Sustainability*, vol. 9, n° 7, doi :10.3390/su9071266, p. 1266, ISSN 2071-1050. URL <http://www.mdpi.com/2071-1050/9/7/1266>. 84
- YEUNG, H.-T. et T.-M. CHOI. 2011, «Mass customisation in the Hong Kong apparel industry», *Production Planning & Control*, vol. 22, n° 3, doi :10.1080/09537287.2010.498609, p. 298–307, ISSN 0953-7287. URL <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/09537287.2010.498609>. 80
- YILDIZ, H., R. RAVI et W. FAIREY. 2010, «Integrated optimization of customer and supplier logistics at Robert Bosch LLC», *European Journal of Operational Research*, vol. 207, n° 1, doi : 10.1016/J.EJOR.2010.03.044, p. 456–464, ISSN 0377-2217. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221710002961>. 93
- ZAMANI, B., G. SANDIN et G. M. PETERS. 2017, «Life cycle assessment of clothing libraries : can collaborative consumption reduce the environmental impact of fast fashion?», *Journal of Cleaner Production*, vol. 162, doi :10.1016/J.JCLEPRO.2017.06.128, p. 1368–1375, ISSN 0959-6526. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652617312982>. 84
- ZAMPIGHI, L., C. KAVANAU et G. ZAMPIGHI. 2004, «The kohonen self-organizing map : a tool for the clustering and alignment of single particles imaged using random conical tilt», *Journal of Structural Biology*, vol. 146, n° 3, doi :<https://doi.org/10.1016/j.jsb.2004.01.008>, p. 368–380, ISSN 1047-8477. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1047847704000279>. 102

ZÜLCH, G., H. I. KORUCA et M. BÖRKIRCHER. 2011, «Simulation-supported change process for product customization – A case study in a garment company», *Computers in Industry*, vol. 62, n° 6, doi :10.1016/J.COMPIND.2011.04.006, p. 568–577, ISSN 0166-3615. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166361511000601>. 111

Chapitre 4

Perspectives des thèmes de recherche

Sommaire

4.1 Perspectives de recherche pour la prévision des ventes d'articles textiles	134
4.2 Perspectives de recherche pour la chaîne de production et d'approvisionnement de la filière textile - habillement - distribution	136
4.3 Références	138

Les travaux de recherche décrits dans les chapitres 2 et 3 ont contribué à répondre avec succès à un certain nombre de problématiques de la filière textile-habillement-distribution. Ces problématiques sont liées à un marché de la mode et à un environnement social, économique, technologique très dynamiques. Dans un futur proche, les données, les enjeux, les attentes, ... du secteur permettront et nécessiteront de développer des solutions, notamment de nouveaux systèmes d'aide à la décision, adaptés aux dernières évolutions. Sur un horizon à court terme, les différentes thèses en cours (8 à ce jour), vont approfondir et améliorer les résultats obtenus. A plus long terme, l'ensemble des travaux effectués constitue un solide socle pour le développement de différents systèmes basés sur les dernières évolutions technologiques mais aussi sur l'intégration de connaissances issues de diverses sources. Les pistes envisagées sont détaillées dans ce chapitre pour chacun des deux thèmes de recherche.

4.1 Perspectives de recherche pour la prévision des ventes d'articles textiles

Les différentes contributions développées pour le système de prévision de vente global dans le chapitre 2 sont synthétisées en figure 4.1.

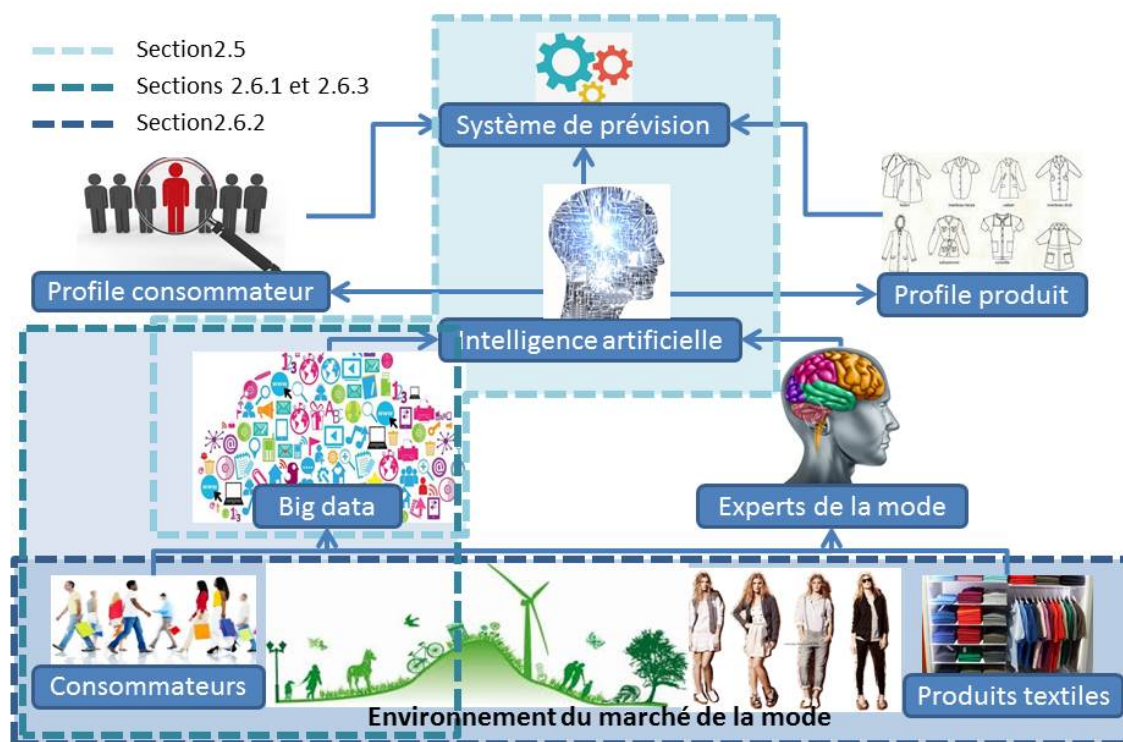


FIGURE 4.1 – Contributions réalisées pour le système de prévision de ventes pour l'habillement

L'objectif de ce système global est d'intégrer l'ensemble des contraintes, des enjeux et des données de l'environnement du marché de la mode pour fournir aux entreprises du secteur des outils performants de prévision de ventes. Si l'ensemble des travaux réalisés couvre plusieurs problématiques, des travaux de recherche doivent encore être menés sur cette thématique, notamment en intégrant les connaissances des experts et en définissant des profils consommateurs et produits.

Intégration des connaissances des experts. Les modèles présentés dans la section 2.5 montrent des performances intéressantes. Ils sont également bien adaptés à l’environnement actuel de la distribution de produits de mode. L’intégration d’images, ou tout autres données non structurées, dans les systèmes de prévisions est essentielle. En effet les dernières avancées en terme d’intelligence artificielle permettent d’extraire des informations pertinentes de ces données et ainsi améliorer la précision des prévisions.

Cependant, les systèmes proposés sont totalement automatisés et ne nécessitent aucune intervention humaine. De tels systèmes pourraient être parfaitement adaptés pour des entreprises de l’économie numérique ou digitale. En revanche, il est plus difficile de mettre en œuvre ces modèles dans les entreprises du marché de la mode où la subjectivité et la créativité sont et restent le cœur de métier. Par conséquent, il serait intéressant de développer une approche hybride. Différentes possibilités peuvent être envisagées, comme par exemple les modèles présentés en figure 4.2.

- Le modèle basé sur les techniques d’intelligence artificielle peut fournir une aide à l’opérateur en proposant un ensemble de produits à considérer pour la prévision des ventes (figure 4.2a). Ensuite l’opérateur produira la prévision finale grâce à ses connaissances et son savoir faire à partir des articles pertinents,
- Les connaissances et l’expertise humaine pourraient également être intégrées dans le modèle basé sur les techniques d’intelligence artificielle (figure 4.2b). Ainsi, l’apprentissage du modèle pourrait être facilité et les performances accrues.

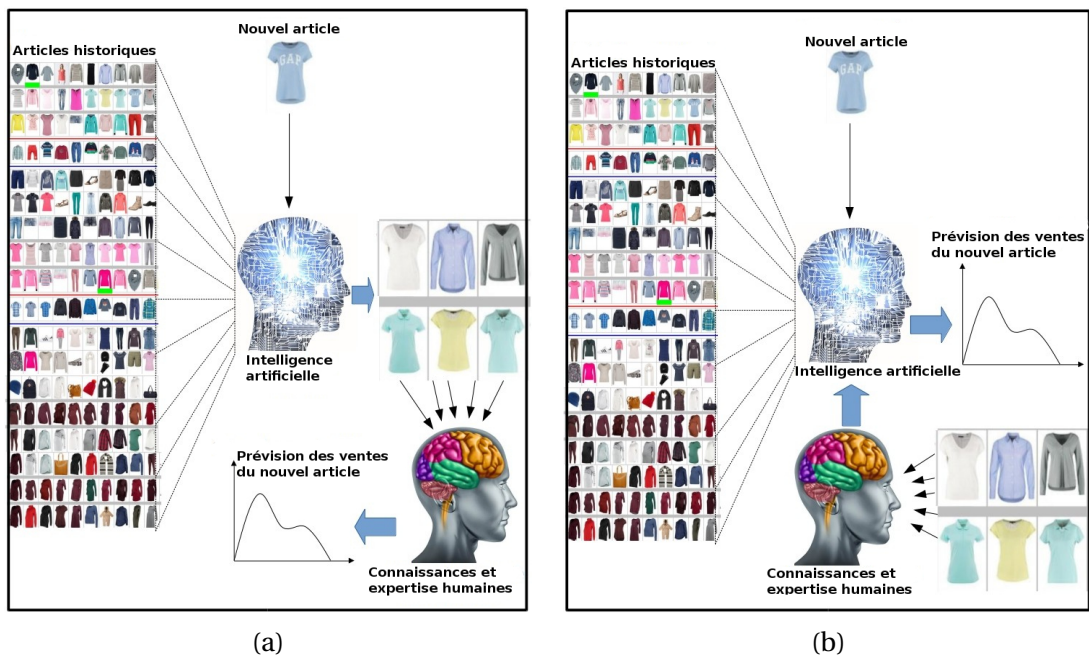


FIGURE 4.2 – Proposition de modèles hybrides pour la prévision des ventes de nouveaux articles

Définition de profils consommateurs et produits. Un article de mode est composé de nombreux éléments abstraits qui peuvent être considérés comme des messages que le styliste veut transmettre au public [BARTHES, 1967]. Ces informations abstraites peuvent être interprétées en attributs concrets de style puis en paramètres physiques du vêtement. Plusieurs travaux de recherche ont été menés sur ce sujet au sein du laboratoire GEMTEX. Dans ZENG et collab. [2008], les attributs de styles sont extraits d’images d’articles de mode afin de modéliser les relations complexes entre les paramètres concrets et les éléments abstraits du vêtement. Dans ZENG et collab. [2010], les définitions de degrés de similarité et de pertinence des styles de mode sont proposées

afin d'évaluer la conformité d'un produit par rapport aux attentes du consommateur. L'intégration de ces travaux permet d'envisager des compléments intéressants pour la prévision des ventes (figure 4.3). En effet, la décomposition du vêtement en attributs de style permet de faciliter la segmentation de l'ensemble des articles de mode en profils de produits. L'ensemble des consommateurs peut également être décomposé en différents profils correspondant aux différentes attentes des clients en terme de style, fonctionnalité, prix, ... à partir des travaux présentés en chapitre 2 sur l'analyse des données clients. Finalement, le volume des ventes potentielles d'un produit peut être estimé en évaluant la conformité du profil du produit par rapport aux attentes correspondant aux profils de consommateurs. Cette prévision pourrait être effectuée avant la conception du produit et ainsi être un outil d'aide à la décision en amont des négociations et des premiers achats des articles d'une collection.

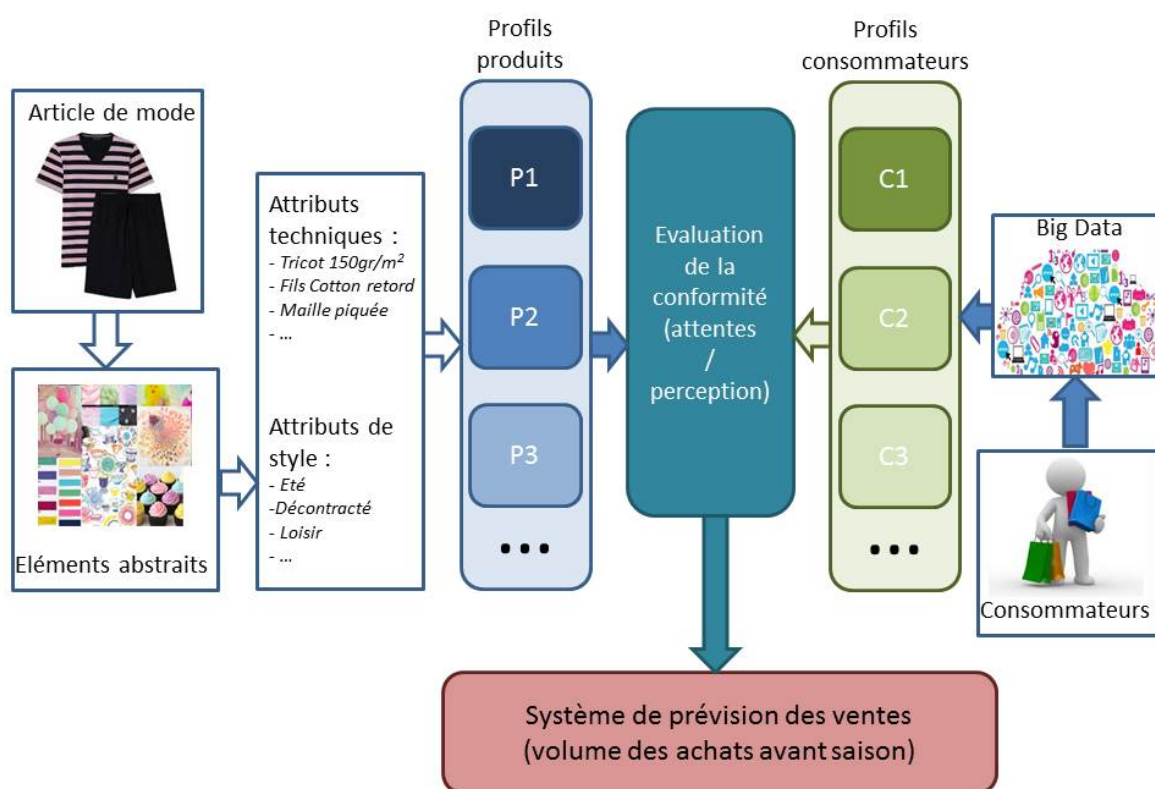


FIGURE 4.3 – Principe du système de prévision des volumes de ventes à partir des profils produits et consommateurs

4.2 Perspectives de recherche pour la chaîne de production et d'approvisionnement de la filière textile - habillement - distribution

Au niveau stratégique, les enjeux de développement durable vont devenir de plus en plus importants. Les travaux réalisés et décrits dans le chapitre 3 répondent à des problématiques précises : pertinence des approvisionnements locaux, performances environnementales des modèles basés sur l'économie de la fonctionnalité, impacts de l'augmentation de la durée de vie des articles textiles.

L'objectif à moyen terme est d'associer ces résultats afin de développer un système global d'aide à décision pour la restructuration de la filière textile - habillement - distribution. A plus long terme, ce système devra également intégrer les évolutions technologiques comme par exemples les outils

de traçabilité ou les Système d'Information Géographique (GIS). En effet, la réactivité de la chaîne de production et d'approvisionnement est cruciale pour répondre à une demande de plus en plus personnalisée.

Au niveau tactique, la filière textile - habillement - distribution peut également bénéficier de nombreuses contributions scientifiques. Les thèses de Moez Hamad et Ke Ma ont démontré que des avantages significatifs peuvent être obtenus à partir des ressources existantes. Pour l'organisation de la chaîne d'approvisionnement et de production, l'apport des systèmes multi-agents doit être poursuivi. En effet, cette technique est parfaitement adaptée à l'optimisation de la gestion des ressources dans un environnement de données massives avec des demandes de plus en plus personnalisées. L'exploitation des données clients, telles que les morphologies, par les techniques avancées d'intelligence artificielle permettent d'anticiper les besoins et calibrer au mieux le système de production.

Au niveau opérationnel, les perspectives sont nombreuses. En effet, le succès de la mise en œuvre des solutions envisagées aux niveaux stratégiques et tactiques doit être assuré par des processus de fabrication efficaces. La modélisation et l'optimisation de ces processus, très variés dans l'industrie textile-habillement, sont un champ d'investigation très étendu pour les recherches futures.

De façon plus générale, les futures évolutions mes travaux de recherche sur ce thème, ont vocation à être développées et intégrées dans un projet Européen H2020, nommé FBD-BModels. Ce projet débuté en décembre 2017, a pour objectifs de créer un système interactif de conception de vêtements et un système de gestion de la chaîne d'approvisionnement et de production en s'appuyant sur la technologie "cloud computing" (informatique en nuage). L'association de ces deux modules constituera une plate-forme numérique de services dédiée aux consommateurs et aux entreprises. Cette plate-forme permettra de produire des vêtements à haute valeur ajoutée avec une chaîne d'approvisionnement locale totalement connectée pour répondre à des demandes personnalisées en termes de styles et de fonctionnalités. Cela nécessite la mise en œuvre de différents systèmes pour la recommandation de styles de vêtements, l'évaluation de la conformité entre les vêtements et la demande du consommateur, la sélection de fournisseurs, la planification intelligente de la production, l'évaluation des impacts environnementaux, ...

Ainsi, mes travaux futurs contribueront au développement du module de gestion de la chaîne d'approvisionnement et de production, illustré en figure 4.4.

A partir du cahier des charges d'un produit défini par le module de conception interactif, conçu par une équipe du laboratoire GEMTEX, les différents systèmes développés permettront de proposer une chaîne d'approvisionnement et de production optimale. Les travaux décrits dans le chapitre 3 couvrent une partie des fonctions à élaborer pour ce modèle (figure 4.4). Cependant, ces travaux doivent être finalisés, approfondis et déployés sur différents cas d'applications. Mes futures recherches, débutées avec la thèse de M. Nitin Harale [HARALE, *Thèse en cours*] en janvier 2018, visent à compléter ces travaux et les intégrer dans le système global proposé dans le projet FBD-BModels.

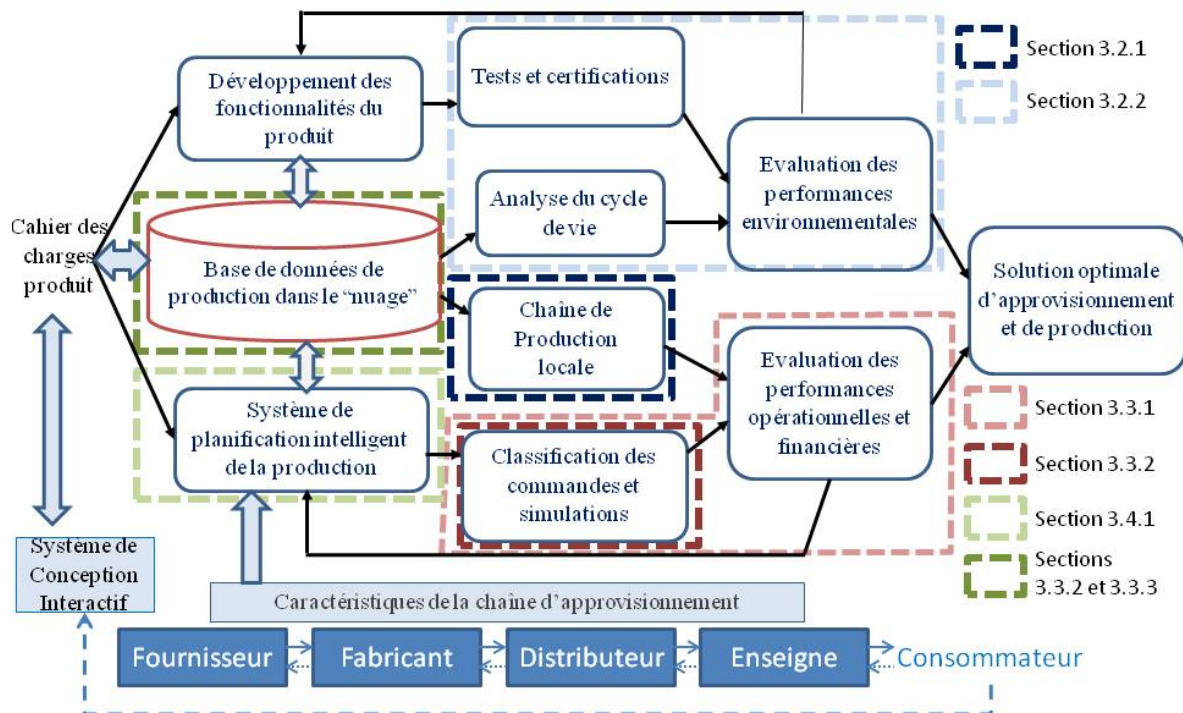


FIGURE 4.4 – Principe général du projet H2020 "FBD-BModels" et mes contributions sur le thème 2

4.3 Références

- BARTHES, R. 1967, *Systeme de la mode*, Editions du Seuil, ISBN 2021242617. URL <http://www.seuil.com/ouvrage/systeme-de-la-mode-roland-barthes/9782020026994>. 135
- HARALE, N. Thèse en cours, *Dynamic customer order management for customized fashion products*, thèse de doctorat, Université de Lille 1. 137
- ZENG, X., X. GE et P. BRUNIAUX. 2008, «Developing an Intelligent System for Supporting Fashion Design Decisions», dans *Computational Intelligence in Decision and Control*, WORLD SCIENTIFIC, ISBN 978-981-279-946-3, p. 1141–1146, doi :10.1142/9789812799470_0187. URL http://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/9789812799470_{_}0187. 135
- ZENG, X., Y. ZHU, L. KOEHL, M. CAMARGO, C. FONTEIX et F. DELMOTTE. 2010, «A fuzzy multi-criteria evaluation method for designing fashion oriented industrial products», *Soft Computing*, vol. 14, n° 12, doi :10.1007/s00500-009-0496-z, p. 1277–1285, ISSN 1432-7643. URL <http://link.springer.com/10.1007/s00500-009-0496-z>. 135

Chapitre 5

Activités pédagogiques

« La connaissance s'acquiert par l'expérience, tout le reste n'est que de l'information »

Albert Einstein (1879-1955)

Sommaire

5.1 Introduction	140
5.2 Activités d'enseignement	140
5.3 Activités d'encadrement et de tutorat	142
5.4 Responsabilités pédagogiques	142
5.5 Conclusion	142

5.1 Introduction

Mes activités pédagogiques se sont déroulées à l'ENSAIT sous quatre statuts différents : vacataire pendant ma thèse de doctorat en 2002, ATER de 2003 à 2005, PRAG de 2005 à 2007 puis maître de conférences depuis septembre 2007. L'ENSAIT forme des ingénieurs textiles. Les enseignements sont structurés selon trois catégories : les sciences pour l'ingénieur, les sciences humaines et sociales et les technologies textiles. Mes interventions concernent principalement les sciences pour l'ingénieur et dans une moindre mesure, les technologies textiles. La formation d'ingénieur ENSAIT est également basée sur de nombreux stages et projets qui requièrent des activités d'encadrement et de tutorats. Enfin, de nombreuses responsabilités pédagogiques sont possibles pour compléter cette formation riche et diversifiée. Dans ce contexte, l'ensemble de mes activités pédagogiques de Maître de conférences sont synthétisées dans le tableau 5.1, puis détaillées dans les sections suivantes. Ces dernières années, les pédagogies actives ont constitué l'évolution principale de mes enseignements. La description de la mise en œuvre de cette pédagogie est proposée en section 5.2.

Année	2007-2008	2008-2009	2009-2010	2010-2011	2011-2012	2012-2013
Enseignements	261h ETD	247h ETD	273h ETD	264h ETD	247h ETD	224h ETD
Tutorats	122h ETD	104h ETD	106h ETD	57h ETD	81h ETD	73h ETD
Responsabilités Pédagogiques					48h ETD	40h ETD
Année	2013-2014	2014-2015	2015-2016	2016-2017		
Enseignements	206h ETD	194h ETD	192h ETD	222h ETD		
Tutorats	78h ETD	46h ETD	67h ETD	42h ETD		
Responsabilités Pédagogiques	71h ETD	43h ETD	69h ETD	37h ETD		

TABLEAU 5.1 – Synthèse de mes activités pédagogiques de Maître de conférences à l'ENSAIT en heure équivalent TD

5.2 Activités d'enseignement

Mes premières années d'enseignement m'ont permis de dispenser une grande variété de disciplines sous le format classique cours magistraux, travaux dirigés, travaux pratiques. Ces cours portaient sur des disciplines :

- relatives à mes activités de recherche telles que la prévision des ventes ou la gestion de plateforme logistique,
- liées aux spécificités des métiers de l'habillement comme la CAO pour la confection et la personnalisation de masse,
- de l'automatique comme les systèmes linéaires, la logique binaire et séquentielle, et les réseaux informatiques,

Certains cours, dispensés lors du semestre d'échange international, ont également été effectués en langue anglaise. Ces cours étaient destinés à des étudiants d'universités étrangères partenaires. Je suis également intervenu en Supply Chain Management au sein de Master E-Team du réseau AUTEX (international Association of Universities for Textile) en 2011. Cette activité m'a permis d'obtenir une mobilité d'une semaine/an dans une université membre du réseau Autex afin de dispenser des enseignements de niveau Master (20h de cours magistraux) et d'échanger/collaborer avec les équipes de recherches de l'université visitée. Cette mobilité a été réalisée en novembre 2011 à l'Université Technique d'Istanbul (ITU).

Au cours des dernières années, mes enseignements se sont concentrés sur les disciplines relatives

à la gestion de production et de la chaîne d’approvisionnement.

Suite à la réforme pédagogique menée à l’ENSAIT depuis 2016, j’ai pris la responsabilité d’un domaine, intitulé "supply chain", d’un volume de 75h. Cette réforme m’a permis de mettre en œuvre un bloc de 48h basé sur la pédagogie active.

Les évolutions des technologies, des accès à la connaissance et du public étudiant sont autant de motivations à déployer les techniques de pédagogies actives. Pour ce faire, j’ai suivi une formation de 8 jours, dont 4 à l’UQAM de Montréal, sur les pédagogies actives et plus particulièrement sur l’apprentissage par projet. Cette formation, financée par Formasup, m’a donné les bases pour mettre en place ce type de pédagogie dans un cursus universitaire. L’apprentissage par problème est une technique intéressante pour acquérir des connaissances en incitant les étudiants à formuler des hypothèses, vérifier les informations, travailler à la fois individuellement et en équipe. Cependant, sa mise en œuvre nécessite de libérer suffisamment de temps pour le travail individuel, ce qui est souvent difficile dans les cursus actuels d’écoles d’ingénieurs. Il est donc préférable, dans un premier temps, de mixer les pédagogies.

Ainsi, l’ensemble de mes cours (48h) de dernière année de la formation d’ingénieur ENSAIT, a été repensé sur ce principe. Le détail de ce module est donné en figure 5.1.

- le jeu d’entreprise "Logistica" de la société CIPE sert de base pour introduire l’ensemble des métiers de la supply chain et créer les liens entre les différentes étapes.
- deux séances (8h) basées sur l’apprentissage par problème viennent compléter les notions de prévision de ventes et de gestion des stocks,
- quatre ateliers (16h) permettent de développer différents outils de gestion des stocks et des approvisionnements sur un tableur,
- quatre séances de travaux pratiques finalisent et valident le module.

La variété des pédagogies (jeux d’entreprises, apprentissage par problèmes, ateliers thématiques) permet de maintenir la motivation des étudiants et d’éviter la passivité.

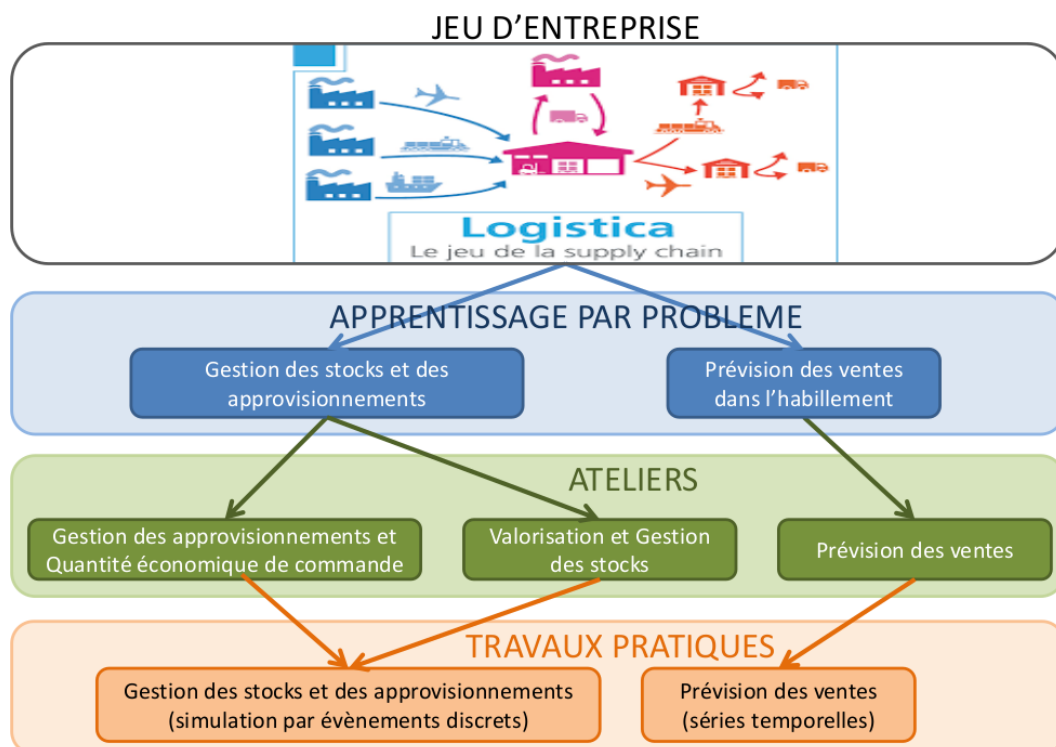


FIGURE 5.1 – Déroulement du module développé en pédagogie active

5.3 Activités d'encadrement et de tutorat

L'encadrement des futurs ingénieurs en stage (première ou deuxième année) ou projet de fin d'études est essentiel dans la formation des étudiants de l'ENSAIT. Par ailleurs les sujets de stages et de projets de fin d'études sur les problématiques liées à la gestion de la chaîne d'approvisionnement sont très prisés par les entreprises et les étudiants. De ce fait, j'ai eu l'opportunité d'encadrer de nombreux stages et projets de fin d'études. Le nombre moyen de projets de fin d'études encadrés depuis 2007 est de l'ordre de 7 par an. Le nombre moyen de stages ingénieur (2ème année) et technicien est de l'ordre de 5 par an. Ces stages et projets sont effectués dans des entreprises très variées de l'industrie ou de la distribution, du textile-habillement ou d'autres secteurs. Les encadrements de projets de fin d'études sont particulièrement intéressants car ils permettent d'être en contact direct avec les problématiques actuelles des entreprises. Ces problématiques sont une sources d'informations très pertinentes pour l'orientation des travaux de recherches à court et moyen termes.

Enfin, l'ENSAIT propose un cursus en alternance. Au même titre que l'encadrement des stages et des projets de fin d'étude, l'encadrement des apprentis ingénieurs est à la fois une opportunité de rester confronté aux enjeux des entreprises, et constitue une motivation pour suivre l'évolution d'un élève ingénieur pendant trois ans. Mes activités d'enseignant à l'ENSAIT m'ont permis d'encadrer 8 apprentis ingénieur dans les entreprises suivantes : Devanlay-Lacoste, Décathlon, Fil Artois, Sophie Halette, Renault, Elis (2 apprentis), Petit Bateau.

5.4 Responsabilités pédagogiques

Mes responsabilités pédagogiques au sein de l'ENSAIT concernent les missions suivantes :

- L'organisation d'un programme d'échange avec la Haute Ecole Francisco Ferrer de Bruxelles. Ce programme est composé de deux séjours de quatre jours respectivement à Bruxelles et à Roubaix. Avec des équipes composées d'étudiants ingénieurs et d'étudiants stylistes, l'objectif pédagogique est de réaliser un travail nécessitant les compétences des deux milieux. En effet, les futurs ingénieurs textiles seront nombreux à exercer des missions en lien avec les métiers de la mode.
- La responsabilité des projets de fin d'études des étudiants en option Conception - Management - Distribution. A l'ENSAIT, les étudiants doivent trouver par eux mêmes leur projet de fin d'études dans une entreprise. L'objectif est de s'assurer que les projets proposés sont bien en adéquation avec les missions d'ingénieurs et proposent des problématiques suffisamment complexes. La validation des sujets se déroule lors d'une soutenance où l'étudiant décrit ses futures missions. Cette responsabilité est enrichissante car elle permet de connaître l'ensemble des problématiques actuelles des entreprises.
- La gestion des échanges avec les universités partenaires de Turquie. Cette mission, qui consiste à valider les contrats d'études des étudiants ENSAIT en semestre en Turquie et des étudiants Turques en semestre à l'ENSAIT, est très variable d'une année sur l'autre selon le nombre d'étudiants concernés.

5.5 Conclusion

L'équilibre entre les activités de recherche et pédagogiques est parfois compliqué à trouver notamment lors des premières années d'enseignant chercheur. Depuis 2007, mes activités pédagogiques ont évolué en terme de contenu, de volume mais aussi de techniques d'enseignement. En effet, il est essentiel de composer avec les évolutions de son établissement d'affectation, son public et ses affinités. Ainsi, l'encadrement d'étudiants en situation de stage ou de projet est une mission très enrichissante. Les responsabilités pédagogiques sont également une tâche essentielle pour la vie d'un établissement tel qu'une école d'ingénieur. Enfin, la mission la plus valorisante

et motivante reste la mise en place de nouvelles techniques issues de la pédagogie active. Cela constitue ma principale perspective pour les années à venir.

Chapitre 6

Curriculum Vitae détaillé

Thomassey Sébastien

42 ans

Maître de conférences à l'ENSAIT et au Laboratoire GEMTEX depuis 2007.

Thèse soutenue en 2002 à l'université de Lille 1

Méthodologie de la prévision des ventes appliquée à la distribution textile.

Ecole Nationale Supérieure des Arts et Industries Textiles

2, rue Louise et Victor Champier - BP 30329

59056 Roubaix Cedex 01 - France

Tel +33(0)3 20 25 89 73 - Fax +33(0)3 20 24 84 06

Email :sebastien.thomassey@ensait.fr

Sommaire

6.1 Synthèse de la production scientifique et des activités de rayonnement depuis la thèse	147
6.2 Coursus académique et professionnel	147
6.2.1 Diplômes	147
6.2.2 Expériences professionnelles	147
6.3 Encadrements de chercheurs	147
6.3.1 Co-encadrements de thèses	147
6.3.2 Co-encadrements de masters	149
6.4 Activités d'animation et de rayonnement	150
6.4.1 Participations à des projets de recherche collaboratifs	150
6.4.2 Participations à des réseaux, sociétés savantes, communautés de programmation scientifique...	152
6.4.3 Participations à des comités éditoriaux, comités scientifiques de colloques ou de congrès, instances d'expertises scientifique	152
6.4.4 Évaluation d'articles	153
6.4.5 Participation à des jurys de thèse (Examineur)	153
6.5 Production scientifique	153
6.5.1 Articles dans des revues avec comité de lecture répertoriées par les bases de données internationales	153
6.5.2 Edition d'ouvrage collectif	155
6.5.3 Chapitres d'ouvrage	155
6.5.4 Articles dans des revues avec comité de lecture non répertoriées par les bases de données internationales	155
6.5.5 Communications avec comité de lecture et avec actes dans un congrès international	155
6.5.6 Communications orales avec comité de lecture et sans actes dans un congrès international ou national	158

6.5.7	Communications par affiche dans un congrès international ou national . .	158
6.5.8	Communications dans des journées technologiques et séminaires	158

6.1 Synthèse de la production scientifique et des activités de rayonnement depuis la thèse

Intitulé	Nombre
Articles dans des revues avec comité de lecture et répertoriées par les bases de données internationales	19
Éditions d'ouvrage collectif	1
Chapitres d'ouvrages	7
Articles dans des revues avec comité de lecture non répertoriées par les bases de données internationales	2
Communications avec actes dans congrès international	36
Communications orales sans actes dans un congrès international ou national	4
Communications par affiche dans un congrès international ou national	3
Co-encadrements de thèses soutenues (au 01/04/2018)	3
Co-encadrements de thèses en cours (au 01/04/2018)	8
Encadrements de masters (M2)	5
Participations à des projets de recherche collaboratifs	8
Participations à des réseaux, sociétés savantes, communautés de programmation scientifique	2
Participations à des comités éditoriaux, comités scientifiques de congrès, instances d'expertises scientifiques	3
Participations à des jurys de thèse (Examineur)	1

TABLEAU 6.1 – Synthèse de la production scientifique et des activités de rayonnement depuis la thèse

6.2 Coursus académique et professionnel

6.2.1 Diplômes

- 2002 : Thèse en automatique et informatique industrielle de l'université de LILLE I, France.
Titre : Méthodologie de la prévision des ventes appliquée à la filière Textile Habillement Distribution
- 1999 : DEA en instrumentation et analyses avancées à l'université de Lille 1, France.
- 1999 : Diplôme d'ingénieur de l'ENSAIT, Roubaix, France.

6.2.2 Expériences professionnelles

- Depuis 2007 : Maître de conférences à ENSAIT, Roubaix, France.
- 2005-2007 : PRAG à l'ENSAIT, Roubaix, France
- 2004-2005 : ATER à l'ENSAIT, Roubaix, France.
- 2003 : Stage post doctoral à l'université polytechnique de Mons, Belgique – Data mining pour la prévision des ventes dans la distribution textile..
- 1999-2002 : Ingénieur recherche (thèse CIFRE) à l'Institut Français du Textile Habillement (IFTH), Villeneuve d'Ascq, France.

6.3 Encadrements de chercheurs

6.3.1 Co-encadrements de thèses

- **Mme Kursun Kahadir**
Thèse soutenue le 10/11/2011 (Début de la thèse : 01/09/2009)
Taux d'encadrement : 33%.
Financement : Bourse AUF Ambassade de France en Turquie (co-tutelle avec Istanbul Technical University).
Situation actuelle Mme Kursun : professeur assistant à l'université technologique d'Istanbul, Turquie.
L'objectif de cette thèse était de concevoir un vêtement intégrant un système d'aide au guidage pour personnes non voyantes. Ma contribution scientifique portait sur l'algorithme

d'aide à la décision pour l'évitement des obstacles. Ce système, basé sur les techniques d'inférences floues, devait prendre en compte les contraintes liées à l'intégration des capteurs (sonars) au vêtement : nombre de capteurs limité, capacités des capteurs, bruits liés aux mouvements, ... Le système a été mis au point à partir d'une base d'apprentissage issue de données expérimentales. Les résultats obtenus ont permis de réaliser un système robuste et réactif, exploitable sur un vêtement dans des conditions d'utilisation réelles. Publications relatives à la thèse : 3 articles [P9, P10, P12] et 3 communications [C13, C14, C15].

— **M. Moez Hamad**

Thèse soutenue le 24/06/2015 (Début de la thèse : 03/01/2012)

Taux d'encadrement : 50%

Financement : DGCIS - Projet FUI intitulé «Camille 3D sensorielle»

Situation actuelle M. Moez Hamad : data scientist chez Fitizzy.

Titre : Contribution à la mise en œuvre d'une cabine d'essayage virtuel de vêtements en 3D. Dans le cadre du projet «Camille 3D sensorielle», cette thèse a pour objectif de réaliser une classification des morphologies à partir d'une base de données de scan de corps humain en 3D. Les classes morphotypes obtenues permettront de définir des morphotypes spécifiques à une population (clients cibles d'un distributeur de prêt à porter pour ce projet) afin d'adapter les taillants des vêtements. Cette thèse a nécessité la mise en œuvre de techniques de reconnaissance de formes 3D adaptées aux spécificités anthropométriques et à la confection de vêtements.

Publications relatives à la thèse : 2 articles [P19, P17] et 3 communications [C17, C21, C23].

— **M. Ke Ma**

Thèse soutenue le 19/06/2018 (Début de la thèse : 01/09/2014).

Taux d'encadrement : 33%

Financement : Europe – Erasmus Mundus program, Action 1 , projet intitulé « SMDTEX ».

Titre : Cluster-based collaborative business model in textile and apparel for resilience.

L'objectif de cette thèse est de définir, simuler et optimiser les collaborations, et plus particulièrement le partage des ressources, au sein des chaînes d'approvisionnements de la filière textile habillement distribution. Dans un contexte de fabrication à la demande et/ou de petites séries, le partage des ressources informationnelles et matérielles est un levier intéressant mais peu utilisé par les entreprises du secteur de la mode. Par des techniques de simulation à événements discrets et de systèmes multi agents, cette thèse a permis de montrer les conditions optimales pour déployer une telle stratégie avec succès.

Publications relatives à la thèse : 1 article [P20] et 3 communications [C34, 31, 26]. 2 articles sont en cours d'évaluation.

— **Mme Mélissa Wagner**

Thèse en cours (Début de la thèse : 01/09/2015). Soutenance prévue en Juillet 2019.

Taux d'encadrement : 50%

Financement : Europe – Erasmus Mundus program, Action 1 , projet intitulé « SMDTEX ».

Titre : Expectation and perception of consumers for (ethical) fashion brands and impact on the purchase behaviour.

— **M. Romain Benkirane**

Thèse en cours (Début de la thèse : 01/09/2016). Soutenance prévue en Septembre 2019.

Taux d'encadrement : 33%

Financement : bourse région et ECOTLC.

Titre : Étude de l'influence de la durée de vie des produits textiles – Application au lin

— **Mme Yannu Xu**

Thèse en cours (Début de la thèse : 01/10/2016). Soutenance prévue en Octobre 2019.

Taux d'encadrement : 50%

Financement : bourse chinoise CSC.

Titre : Optimisation d'une ligne de coupe et de confection de vêtements, en petites séries ou personnalisés.

— **Mme Balkiss Hamad**

Thèse en cours (Début de la thèse : 01/12/2016). Soutenance prévue en Décembre 2019.

Taux d'encadrement : 50%

Financement : FUI, projet intitulé «DigTex».

Titre : Contribution à la création de morphotypes et de systèmes de tailles par la classification.

— **Mme Chandadevi Giri**

Thèse en cours (Début de la thèse : 01/09/2017). Soutenance prévue en Juillet 2021.

Taux d'encadrement : 33%

Financement : Europe – Erasmus Mundus program, Action 1 , projet intitulé « SMDTEX».

Titre : Development of personalized e-shopping services for sustainable textile consumption by mining fashion big data.

— **M. Zhenglei He**

Thèse en cours (Début de la thèse : 01/10/2017). Soutenance prévue en Octobre 2020.

Taux d'encadrement : 50%

Financement : bourse chinoise CSC.

Titre : Exploitation of manufacturing dynamical data for modeling, simulation and optimization of textile processes by using intelligent techniques.

— **Mme. Petchprakai Sirilertsuwan**

Thèse en cours (Début de la thèse : 01/09/2017). Soutenance prévue en Juillet 2021.

Taux d'encadrement : 33%

Financement : Europe – Erasmus Mundus program, Action 1 , projet intitulé « SMDTEX».

Titre : Development of a local resource-based sustainable textile and clothing production organizational model.

— **M. Nitin Harale**

Thèse en cours (Début de la thèse : 01/01/2018). Soutenance prévue en Janvier 2021.

Taux d'encadrement : 50%

Financement : Europe – Projet H2020, Business models and industrial strategies supporting novel supply chains for innovative product-services, projet intitulé « FBD-BModel».

Titre : Development of the Supply Chain and Production Management System for small series garments and textile products.

6.3.2 Co-encadrements de masters

— **M. Agrawal Tarun Kumar**

Master GSI (génie des systèmes industriels) de l'université de Lille 1 du 01/10/2014 au 31/08/2015

Taux d'encadrement : 60%

Titre : Analyse statistique des données issues de dalles intelligentes pour la localisation et le suivi de personnes.

Dans le cadre du projet "Inteldalle" ce master avait pour objectif d'analyser et d'interpréter les données issues d'une dalle conçue pour détecter la pression des pas humains. La finalité du système était de pouvoir compter et suivre les individus dans un espace de vente par exemple.

Publications relatives à ce master : 2 articles [P15, P16] et 3 communications [a1, c1, C20]

— **M. Brahmadeep**

Master GSI (génie des systèmes industriels) de l'université de Lille 1 du 01/10/2012 au 31/08/2013

Taux d'encadrement : 60%

Titre : Simulation of a winding production unit for the supply automaton of bobbins.

Dans le cadre du projet «Maya», ce master avait pour objectif de modéliser et simuler par un système à événements discrets une unité de production de fils en petites séries et sur demande. Ce système a permis d'évaluer les gains potentiels de l'automatisation du chargement des bobines.

Publications relatives à ce master : 1 article [P14] et 2 communications [C19, C24]

— **M. Rasheed Abher**

Master en automatique de l'université de Lille 1 du 01/10/2008 au 31/08/2009.

Taux d'encadrement : 50%

Titre : Développement d'un système flou pour personnaliser l'aisance d'un pantalon.

L'objectif de ce master était de développer une nouvelle méthode pour calculer et personnaliser l'aisance d'un pantalon en utilisant un modèle flou. Le système devait prendre en compte les propriétés du tissu et les mensurations du client. Les techniques de drapé ont été utilisées pour définir l'aisance optimale et servir de base d'apprentissage. Trois modèles flous ont ensuite été développés pour calculer l'aisance sur différentes parties du vêtement.

Publications relatives à ce master : 1 article [P11]

— **M. Manaa Adel**

D.E.A. « Automatique et Informatique Industrielle » de l'université de Lille 1 du 01/02/2004 au 31/08/2004.

Taux d'encadrement : 50%

Titre : Prédiction des ventes des articles textiles par diverses méthodes de classification

L'objectif de ce DEA est de développer un système de prédiction de ventes d'articles textiles sans historique (nouveaux articles) sur un horizon moyen terme (une saison) par la mise en œuvre de méthodes de classification.

— **M. El hichri Issam**

D.E.A. « Automatique et Informatique Industrielle » de l'université de Lille 1 du 01/02/2004 au 31/08/2004.

Taux d'encadrement : 50%

Titre : Amélioration de la prédiction par la classification - Application aux familles d'articles textiles.

L'objectif de ce DEA est de mettre en œuvre des outils de classification afin d'améliorer les prévisions de famille d'articles textile sur un horizon moyen terme (une saison).

6.4 Activités d'animation et de rayonnement

6.4.1 Participations à des projets de recherche collaboratifs

— **Projet collaboratif FUI, intitulé «Camille 3D sensorielle».**

L'objectif de ce projet est de développer des outils numériques de design, une cabine d'essayage virtuel et une plate-forme de E-Shopping pour améliorer la qualité perçue virtuelle. Date de début du projet : 03/10/2011, durée globale du projet : 3 ans. Budget global = 4 542 535€.

Ma participation scientifique dans ce projet (co-encadrement de la thèse de M. Hamad en cours débutée le 03/01/2012) concerne la mise en œuvre d'un système de classification de morphologie 3D pour contribuer à la réalisation d'une cabine d'essayage virtuel pour le prêt à porter enfant et senior.

— **Projet collaboratif FP7 – ERA NET - CrossTexNet (7ème PCRD), intitulé «Achille».**

Ce projet a pour but de développer des nouvelles technologies pour la conception et la production de textiles multifonctionnels à haute valeur ajoutée (nanotechnologie, biotechnologie, traitement de surface, ...).

Date de début du projet : 19/09/2011, durée globale du projet : 2 ans. Budget global = 852

672€

Ma participation scientifique (encadrement d'un ingénieur recherche pendant 6 mois et responsable scientifique d'un Work Package) concerne la conception personnalisée de vêtements pour le sport. L'objectif est de concevoir virtuellement, à l'aide des nouvelles technologies de conception (CAO 3D, bodyscanner), un vêtement personnalisé pour l'utilisateur (morphologie), l'utilisation (sport spécifique), le confort souhaité (bien aller) et la fonctionnalisation voulue du textile (zones fonctionnalisées anti-bactérienne, anti-frottement, ... proches du corps).

— **Projet collaboratif FP7 – ERA NET - CrossTexNet (7ème PCRD), intitulé «Maya».**

Ce projet a pour objectif de développer un système de pilotage spécifique d'une unité de production intelligente et automatisée de fils teints personnalisés garantissant un développement durable.

Date de début du projet : 01/07/2012, durée globale du projet : 3 ans. Budget ENSAIT = 173 784€

Ma participation scientifique, en tant que responsable scientifique, (encadrement du Master de M. Brahamadeep puis d'un ingénieur recherche) concerne la modélisation, la simulation et l'optimisation d'un outil global de pilotage spécifique permettant l'automatisation partielle du système de production. Pour l'application traitée, la forte variété de produits et de process ainsi que la forte réactivité souhaitée, nécessitent la mise en œuvre de techniques de simulations à événements discrets et de couplages simulation/optimisation afin d'obtenir un ordonnancement adapté à l'automatisation du système de production.

— **Projet Européen Erasmus Mundus program, action 1, doctorat international, intitulé «SMD-
Tex» (Sustainable Management and Design for Textiles).**

Ce projet a pour objectif de développer des solutions organisationnelles qui optimisent la production textile, la chaîne d'approvisionnement, les transactions et la conception des produits, par rapport aux critères environnementaux, sociétaux et économiques.

Date de début du projet : 01/11/2012. Durée totale du projet : 9 ans.

Budget : 6.5 M€. (<http://smdtex.ensait.fr/doku.php>).

Ce projet a donné lieu aux co-encadrements de 4 thèses (dont une soutenue).

— **Projet collaboratif FUI, intitulé «DigTex».**

L'objectif de ce projet est de réduire les coûts, les délais et les impacts environnementaux du prototypage pour le prêt à porter d'une part, et pour catalyser le développement du vêtement co-créé et / ou personnalisé voire sur-mesure d'autre part, en introduisant les technologies 3D dans le processus de conception textile. Les sujets abordés sont autour de la visualisation- matière et visualisation morphologique, la modélisation, l'impression de morphotypes adaptatifs. Ma participation scientifique dans ce projet (co-encadrement de la thèse de Mme Hamad en cours débutée le 01/01/2016) concerne la mise en œuvre d'un système de classification de morphologie intégrant les contraintes 3D de la morphologie humaine et le développement d'un système taille optimisé pour cette classification. Date de début du projet : 01/11/2016, durée globale du projet : 3 ans.

— **Projet collaboratif CrossTexNet (ERA-NET) « INTELDALE » (Juin 2013 – Juin 2015).**

Budget total : 952 786 €, budget ENSAIT : 108 960 €.

Ce programme intitulé « Development of an intelligent carpet tile » est dédié au développement d'une dalle capable de détecter la présence de personnes et de les compter. Il doit aboutir à la définition des méthodes de production d'un tel dispositif. Ce programme repose sur 7 partenaires dont 1 universitaire (ENSAIT) et 3 PME. Les applications visées sont principalement dans le domaine de l'évènementiel et les activités de tracking.

Ma participation scientifique dans ce projet (encadrement du Master de M. Agrawal), avait pour objectif d'analyser et d'interpréter les données issues d'une dalle conçue pour détecter la pression des pas humain. La finalité du système développé était de pouvoir compter et suivre les individus dans un espace de vente par exemple.

— **Projet collaboratif intitulé «ECLin» financement 50% Région, 50% EcoTLC.**

L'objectif de ce projet est développer d'une méthodologie pour prendre en compte les conséquences de l'augmentation de la durée de vie des produits sur les impacts environnementaux de l'ensemble de leur cycle de vie, incluant la production, l'approvisionnement, la distribution, l'usage et le recyclage notamment pour les textiles en lin.

Ma participation scientifique dans ce projet (co-encadrement de la thèse de M. Benkirane depuis 01/09/2016), est de définir les procédés de fabrication optimaux pour une gamme de vêtements donnée, . . . et plus globalement la supply chain optimale des produits textiles à longue durée de vie. Le principal challenge est de trouver le meilleur compromis entre les conséquences positives (par exemple durée de vie) et négatives (par exemple production plus polluante) de la qualité d'un produit textile.

— **Projet Européen H2020 intitulé «FBD-BModels»**

Date de début du projet : 01/12/2017. Durée totale du projet : 3 ans.

Budget : 3.7 M€. (<http://www.fbd-bmodel.eu/>).

L'objectif de ce projet est de développer une plate-forme numérique de services afin de produire des vêtements à haute valeur ajoutée, personnalisés en terme de styles et de fonctionnalités, avec une chaîne d'approvisionnement locale et totalement connectée. Cette plate forme s'appuiera sur un système interactif de conception de vêtements et un système de gestion de la chaîne d'approvisionnement et de production basés sur la technologie "cloud computing" (informatique en nuage).

Ma participation scientifique dans ce projet (co-encadrement de la thèse de M. Harale depuis 01/01/2018), est de contribuer à la réalisation du module de gestion de la chaîne d'approvisionnement et de production. Ce module nécessite de développer des modèles de sélection de fournisseurs, de planification intelligente de la production et d'évaluation des impacts environnementaux.

6.4.2 Participations à des réseaux, sociétés savantes, communautés de programmation scientifique...

- Membre du Groupement de Recherche en Automatisation Intégrée et Systèmes Homme-Machine (GRAISyHM). Au sein de ce groupe, j'interviens plus particulièrement dans le thème "Commande et pilotage en environnement incertain". J'ai eu l'occasion de présenter à la communauté automatique de ce groupe mes travaux sur l'intelligence artificielle pour la prévision des ventes et les systèmes multi-agents pour le partage des ressources dans des supply chains textiles.
- Membre du GDR MACS (Modélisation, Analyse et Conduite des Systèmes Dynamiques). Au sein de ce groupe de recherche, j'appartiens à deux groupes de travail : le groupe Gestion et pilotage des Flux industriels et Logistiques qui traitent des thématiques telles que la gestion de la chaîne logistique, le pilotage moyen et long terme, l'évaluation des performances, la planification,... le groupe Méthodes et Outils pour la Modélisation et l'Évaluation qui concernent les domaines de la modélisation, des simulations discrètes et continues, des systèmes d'indicateurs de performance,...

6.4.3 Participations à des comités éditoriaux, comités scientifiques de colloques ou de congrès, instances d'expertises scientifique

- Membre du comité scientifique de conférence
 - International FLINS Conference (FLINS 2016) Roubaix, France, 24-26 Aout, 2016.
- Organisateur et chairman de session spéciale
 - International Conference on Computers & Industrial Engineering (CIE45), Metz, France, 28-30 Octobre, 2015, session spéciale "Computers & Industrial Engineering in fashion industry".

- International FLINS Conference (FLINS 2016) Roubaix, France, 24-26 Aout, 2016, session spéciale “Decision Support systems in Sustainability and Environment”
- Membre du comité rédactionnel de la série de livres "Textile Institute Book Series" éditée par Elsevier depuis Juin 2018.

6.4.4 Évaluation d'articles

La synthèse des articles évalués depuis 2008 est présenté en tableau 6.2.

Journal	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	Total
Human-centric Computing and Information Sciences											2	2
Knowledge-Based Systems										1		1
International Journal of Information Technology & Decision Making										1		1
International Journal of Computational Intelligence Systems			2	2	1	1	1	1				8
International journal of Production Economics			4	1	1			1				7
European Journal Of Operational Research				1			1					2
Applied Soft Computing						2	1					3
Decision Support System			1		1							2
International Journal of Approximate Reasoning	1											1
Computers and Industrial Engineering	1											1

TABLEAU 6.2 – Synthèse des articles évalués depuis 2008 (28 articles au total)

6.4.5 Participation à des jurys de thèse (Examineur)

Membre examinateur ("opponent") dans le jury de thèse de M. Zafar Javed, intitulée « Appareil Expert System for Problem Solving and Learning », soutenue à l'université de Tampere, Finlande, le 04/11/2016. Jury de thèse composé de : Heikki Mattila (université de Tampere) directeur de thèse, Blanton Godfrey (North Carolina State University) et Liisa Niemi (université d'Helsinki) rapporteurs, Sébastien Thomassey examinateur.

6.5 Production scientifique

6.5.1 Articles dans des revues avec comité de lecture répertoriées par les bases de données internationales

- [P20] Ma K., Thomassey S., Zeng X., Development of a Central Order Processing System for Optimizing Demand-Driven Textile Supply Chains : a Real Case Based Simulation Study, *Annals of Operations Research*, sous presse (accepté le 23/07/2018).
- [P19] Hamad B., Hamad M., Thomassey S. et Bruniaux P., 3D Adaptive Morphotype Mannequin for Target Population, *Journal of Ergonomics*, 8 :2, 2018. DOI : 10.4172/2165-7556.1000229.
- [P18] Wagner M, Chen Y, Curteza A, Thomassey S, Perwuelz A, et Zeng X., (2017) Fashion Product Solutions and Challenges for Environmental and Trend Conscious Consumers. *Journal of Fashion Technology and Textile Engineering S3* :010. doi :10.4172/2329-9568.S3-010.
- [P17] Hamad M., Thomassey S., Bruniaux P., A new sizing system based on 3D shape descriptor for morphology clustering, *Computers & Industrial Engineering*, 113, 683-692, 2017.

- [P16] Agrawal T.K., Thomassey S., Cochrane C., Lemort G., Koncar V., Low-Cost Intelligent Carpet System for Footstep Detection, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 17, No. 13, 4239 – 4247, 2017.
- [P15] Agrawal T.K., Thomassey S., Cochrane C., Koncar V., Data Analysis and Statistical Interpolation of Signals for Human Footstep Tracking Using Intelligent Carpet. *Journal of Fashion Technology and Textile Engineering*, 2016.
- [P14] Brahmadeep, Thomassey S, A simulation based comparison : Manual and automatic distribution setup in a textile yarn rewinding unit of a yarn dyeing factory, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 45, pp. 80-90, 2014.
- [P13] Thomassey, S. ; Bruniaux, P, A template of ease allowance for garments based on a 3D reverse methodology. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 43 (5), 406-416, 2013.
- [P12] Kursun Bahadir S., Thomassey S., Koncar V., Kalaoglu F, An Algorithm Based on Neuro-Fuzzy Controller Implemented in A Smart Clothing System For Obstacle Avoidance. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 6 (3), 503-517, 2013.
- [P11] Rasheed A., Zeng X., Thomassey S., An Approach to the Design of a Fuzzy Logic Model for the Ease Allowance Calculation in Loose Fitting Knee Length Ladies Trousers. *Journal of Engineered Fibers and Fabrics*, 8 (14), 126-131, 2013.
- [P10] Kursun Bahadir S.,Kalaoglu F,Thomassey S,Cristian I, Koncar V., A study on the beam pattern of ultrasonic sensor integrated to textile structure, *International Journal of Clothing Science and Technology*, Volume 23,Number 4, pp. 232-241(10), 2011.
- [P9] Kursun-Bahadir S., Koncar V., Kalaoglu F, Irina C., Thomassey S., Assessing the signal quality of an ultrasonic sensor on different conductive yarns used as transmission lines, *Fibres & Textiles in Eastern Europe*, 5 (88), 75-81, 2011.
- [P8] Thomassey S., Sales forecasts in clothing industry : The key success factor of the supply chain management, *International Journal of Production Economics*, Volume 128, pp 470-483, 2010.
- [P7] Thomassey, S., Happiette, M., A neural clustering and classification system for sales forecasting of new apparel items, *Journal of Applied Soft Computing*, special issue Soft Computing for time series prediction, Volume 7, Issue 4, pp. 1177-1187, 2007.
- [P6] Thomassey, S., Fiordaliso, A., A hybrid forecasting method based on clustering and decision trees, *Decision Support Systems*, vol. 42, pp. 408-421, 2006.
- [P5] Thomassey, S., Happiette, M., Castelain, J.M., A global forecasting support system adapted to textile distribution, *International Journal of Production Economics*, vol. 96/1, pp 81-95, 2005.
- [P4] Thomassey, S., Happiette, M., Castelain, J.M., A short and mid-term automatic forecasting system - Application to textile logistics, *European Journal of Operational Research*, Special issue : IEPM, Focus on Scheduling, vol. 161/1, pp 275-284, 2005.
- [P3] Thomassey, S., Happiette, M., Castelain, J.M., Mean-term textile sales forecasting using families and items classification, *Studies in Informatics and Control*, mars 2003, vol. 12, n°1, pp. 41-52, 2003.
- [P2] Thomassey, S., Happiette, M., Dewaele, N., Castelain, J.M., A short and mean-term forecasting system adapted to textile items sales, *Journal of the Textile Institute*, vol. 93, pp. 95-104, 2002.
- [P1] Thomassey, S., Vroman, P, Happiette, M., Castelain, J.M., A Comparative Test of New Mean-Term Forecasting Models Adapted to Textile Items Sales, *Studies in Informatics and Control*, vol. 10, no. 3, pp. 209-225, 2001.

6.5.2 Edition d'ouvrage collectif

- [O1] Thomassey S., Zeng X., 2018. Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era, Springer Singapore, ISBN : 978-981-13-0079-0, DOI : 10.1007/978-981-13-0080-6.

6.5.3 Chapitres d'ouvrage

- [B7] Thomassey S., Zeng X., Introduction : Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era. In : Thomassey S., Zeng X. (eds) Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era. Springer Series in Fashion Business. Springer, Singapore, 2018.
- [B6] Brahmadeep, Thomassey S., A Discrete Event Simulation Model with Genetic Algorithm Optimisation for Customised Textile Production Scheduling. In : Thomassey S., Zeng X. (eds) Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era. Springer Series in Fashion Business. Springer, Singapore, 2018.
- [B5] Xu Y., Thomassey S., Zeng X., AI for Apparel Manufacturing in Big Data Era : A Focus on Cutting and Sewing. In : Thomassey S., Zeng X. (eds) Artificial Intelligence for Fashion Industry in the Big Data Era. Springer Series in Fashion Business. Springer, Singapore, 2018.
- [B4] Brahmadeep, Thomassey, S., Intelligent demand forecasting systems for fast fashion, chapitre du livre : Information Systems for the Fashion and Apparel Industry, Elsevier, 2016.
- [B3] Brahmadeep, Thomassey, S., Enterprise resource planning (ERP) systems for use in apparel supply chains, chapitre du livre : Information Systems for the Fashion and Apparel Industry, Elsevier, 2016.
- [B2] Thomassey S., Sales Forecasting in Apparel and Fashion Industry : A Review. Chapitre du livre : Intelligent Fashion Forecasting Systems : Models and Applications, pp. 9-27, Springer Berlin Heidelberg, 2014.
- [B1] Ansel N, Thomassey, S., Bruniaux, P., Zeng, Z., Integration of an adaptive CAD system for flexible furniture industry, chapitre du livre Computational Textile, edition Springer, Berlin, pp. 147-165, 2007.

6.5.4 Articles dans des revues avec comité de lecture non répertoriées par les bases de données internationales

- [p2] Thomassey, S., Happiette, M., Castelain, J.M., An automatic textile sales forecast using fuzzy treatment of explanatory variables, Journal of Textile and Apparel, Technology and Management JTAM, vol. 2, issue 4, pp. 1-15, 2002.
- [p1] Thomassey, S., Happiette, M., Castelain, J.M., Modèle de prévision des ventes à moyen terme avec traitement flou des variables explicatives - Application à la logistique textile, Journal Européen des Systèmes Automatisés (JESA), vol. 36, no.8, 2002, pp. 1051-1078, 2002.

6.5.5 Communications avec comité de lecture et avec actes dans un congrès international

- [C36] Giri C, Harale N., Thomassey S., Zeng X., Sentiment analysis for fashion industry : an exploratory approach, Proceedings of the 13th International Conference on Data Science and Knowledge Engineering for Sensing Decision Support (FLINS 2018), Belfast, Ireland, August 21-24, 2018.
- [C35] He, Z., Thomassey S., Zeng X., The application of process modeling in denim manufacturing, Proceedings of the 13th International Conference on Data Science and Knowledge Engineering for Sensing Decision Support (FLINS 2018), Belfast, Ireland, August 21-24, 2018.
- [C34] Ma, K., Thomassey S., Zeng X., A collaborative platform with negociation mechanism for make-to-order textile supply chain : A study based on multi-agent simulation, Proceedings of the 13th International Conference on Data Science and Knowledge Engineering for Sensing Decision Support (FLINS 2018), Belfast, Ireland, August 21-24, 2018.

- [C33] Maleku Shrestha R., Craparotta G., Thomassey S., Moore R., A two staged forecasting scheme considering the constraints of sales forecasting in the fashion industry, Proceedings of the 13th International Conference on Data Science and Knowledge Engineering for Sensing Decision Support (FLINS 2018), Belfast, Ireland, August 21-24, 2018.
- [C32] Wagner M., Curteza A., Chen Y., Thomassey S., Zeng X., Environmentally-Friendly Perception of Fashion Products : A Kansei Study, Proceedings of the 7th International Conference on Kansei Engineering and Emotion Research , 369–378, Kuching, Sarawak, Malaysia, 19-22 March, 2018.
- [C31] Ma, K., Thomassery S., Zeng X., A new collaborative model for demand driven supply chains : a case study on textile industry, Functional Textiles and Clothing Conference (FTC2018), New Dehli, India, 5-8 February, 2018.
- [C30] Giri, C., Thomassery S., Zeng X., Customer analytics in fashion retail industry, Functional Textiles and Clothing Conference (FTC2018), New Dehli, India, 5-8 February, 2018.
- [C29] Hamad B., Thomassey S., Bruniaux P., Classification of women's body based on extracting anthropometric measurements from 3D body scanning, ITMC2017 - International Conference on Intelligent Textiles and Mass Customisation, Ghent, Belgium, October 16-18, 2017.
- [C28] Wagner M.M., Chen Y., Curteza A., Thomassey S., Perwuelz A., Zeng X., Fashion design solutions for environmentally conscious consumers, AUTEX Conference, Corfu, Greece, May 29-31, 2017.
- [C27] Xu Y., Thomassey S., Chen Y., Zeng X., Comprehensive evaluation of garment assembly line with simulation, AUTEX Conference, Corfu, Greece, May 29-31, 2017.
- [C26] Ma K., Thomassey S., Zeng X., Simulation modeling of central order processing system under resource sharing strategy in demand-driven garment supply chain, AUTEX Conference, Corfu, Greece, May 29-31, 2017.
- [C25] Pacheco Martins A., Thomassey S., Bruniaux P., Clustering-based sales forecasting of fast fashion using linguistic variables and ELM, Proceedings of the 12th International FLINS Conference (FLINS 2016) Roubaix, France, August 24-26, 2016 (EI Compendex).
- [C24] Brahmadeep, Thomassey S., Simulation based optimization planning for a high variety textile production, International Conference on Computers & Industrial Engineering (CIE45), Metz, France, October 28-30, 2015.
- [C23] Hamad M., Thomassey S., Bruniaux P., Automatic definition of adaptive morphotype from a 3D scan population for virtual try-on, International Conference on Computers & Industrial Engineering (CIE45), Metz, France, October 28-30, 2015.
- [C22] Adriana P. Martins, Sébastien Thomassey and Pascal Bruniaux, Apparel sales performance : findings of a case study of fashion and fast fashion, International Conference on Computers & Industrial Engineering (CIE45), Metz, France, October 28-30, 2015.
- [C21] Hamad M, Thomassey S, Bruniaux P, New human body shape descriptor based on anthropometrics points, 6th International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition (SoCPaR), pp. 273-278, 2014.
- [C20] Agrawal T.K., Thomassey S., Cochrane C., Koncar V., Data analysis and statistical interpolatin of signal for human footstep tracking, 15th AUTEX World Textile Conference, June10-12, 2015, Bucharest, ROMANIA.
- [C19] Brahmadeep, Thomassey S., Simulation of a winding production unit for the supply automation of bobbins. Industrial Simulation Conference ISC'2013, Ghent, Belgium, May 22-24, 2013.
- [C18] Sudipta C., Salaun F, Campagne C., Brahamadeep, Thomassey S., Development of Chitosan Based Microcapsules by Electrostatic Layer by Layer Method to Encapsulate Lignans for Textile Applications , International Conference on Bioinspired and Biobased Chemistry & Materials, 3-5 October 2012, Nice, France.

- [C17] Hamad M., Thomassey S., Bruniaux P., New generation of 3D adaptive morphotype mannequin, CORTEP Conference, 6-8 September 2012, Sinaia, Romania.
- [C16] Brahmadeep, Thomassey S., Sudipta C., Salaun F., Campagne C., 3D design of a customized garment for specific sportswear applications integrating targeted functionalization of textiles, CORTEP Conference, 6-8 September 2012, Sinaia, Romania.
- [C15] Kursun Bahadir S., Kalaoglu F., Thomassey S., Koncar V., Comparison on perceived vibrotactile stimuli of e-textile structures by using fuzzy logic, 4TH International Conference of Applied Research in Textile- CIRAT-4, 2-5 Décembre 2010, Monastir, Tunisie.
- [C14] Kursun Bahadir S., Kalaoglu F., Thomassey S., Koncar V., Fuzzy based evaluation of vibrotactile perception by using vibration motor embedded to woven fabric, ICIT 2010, 16-18 Juin 2010, pp.49-51, Seoul-Corée.
- [C13] Kursun Bahadir S., Kalaoglu F., Thomassey S., Christian I., Koncar V., Integration of sonar sensors to textile structures, 4th International Technical Textiles Congress (ITCC), 16-17 Mai 2010, Istanbul, Turquie.
- [C12] Thomassey S., Bruniaux P., Identification of typical morphotypes in a sample of population, International conference of Intelligent Textiles and Mass Customisation ITMC, 12-14 Novembre 2009, Casablanca, Maroc, pp. 162-170.
- [C11] Chen, Y., Zeng, X., Thomassey, S., Happiette, M., Bruniaux, P., Ng, R., Yu, W., A new method of ease allowance generation for personalization of garment design, International conference of Intelligent Textiles and Mass Customisation ITMC, 15-17 Novembre 2007, Casablanca, Maroc, pp. 288-298.
- [C10] Saxena, D., Bruniaux, P., Thomassey, S., Jana, P., Gupta, S., Reverse engineering of garment with ease in 3D using image processing, International conference of Intelligent Textiles and Mass Customisation ITMC, 15-17 Novembre 2007, Casablanca, Maroc, pp. 421-429.
- [C9] Bruniaux, P., Thomassey, S., Neagu, I., State of the art in garment creation until the concept of mass customisation, International conference of Intelligent Textiles and Mass Customisation ITMC, 15-17 Novembre 2007, Casablanca, Maroc, pp. 277-287.
- [C8] Saxena, D., Bruniaux, P., Thomassey, S., Gupta, S., Jana, P., Garment pattern development with ease in 3D, International conference of Intelligent Textiles and Mass Customisation ITMC, 15-17 Novembre 2007, Casablanca, Maroc, pp. 250-261.
- [C7] Thomassey, S., Douillet, P., Implementation of the Newsboy method for the sales forecasting of the apparel industry, ISC 2005 Industrial Simulation Conference, 9-11 juin 2005, Berlin, Allemagne.
- [C6] Thomassey, S., Fiordaliso, A., Happiette, M., A neuro-fuzzy system for short-term textile sale forecasting, 4th AUTEX Conference, 22-24 Juin, 2004, Roubaix, France.
- [C5] Thomassey S., Happiette M., Castelain J.M., A textile supply chain management requirement : improvement of sales forecasting, International Industrial Simulation Conference - ISC'2004, 7-9 Juin, 2004, Malaga, Espagne, pp. 437-441.
- [C4] Happiette, M., Thomassey, S., Castelain, J.M., Items family classification for mean-term textile sales forecasting, congrès CESA 2003, 4-6 juillet 2003, Lille, France.
- [C3] Thomassey, S., Happiette, M., Castelain, J.M., Textile items classification for sales forecasting, congrès ESS 2002, 4th European Simulation Symposium and Exhibition Simulation in Industry, 23-26 octobre 2002, Dresde, Allemagne.
- [C2] Thomassey, S., Happiette, M., Castelain, J.M., Three complementary sales forecasting models for textile distributors, IEEE SMC'02, International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 6-9 Octobre, Hammamet, Tunisie.
- [C1] Thomassey, S., Happiette, M., Castelain, J.M., A short term forecasting system adapted to textile distribution, IPMU 2002, International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems, 8-9 Juillet, Annecy, France, pp. 1889-1893.

6.5.6 Communications orales avec comité de lecture et sans actes dans un congrès international ou national

- [c4] Schrub M., Benkirane R., Thomassey S., Perwuelz A., Impacts of collaborative consumption based on rental strategies for fashion products, AVNIR Conference, Plenary session, Villeneuve d'Ascq, France, November 8-9, 2017.
- [c3] Wagner M.M., Thomassey S., Perwuelz A., Zeng X., Simplified LCIA for consumer perception of a T-Shirt, AVNIR Conference, Villeneuve d'Ascq, France, November 8-9, 2017.
- [c2] Jeffs, E., Benkirane R., Thomassey S., Perwuelz A., Evaluation of textile lifetime to improve the LCA, AVNIR Conference, Villeneuve d'Ascq, France, November 8-9, 2017.
- [c1] Agrawal T. K., Thomassey S., Cochrane C., Lemort G., Koncar V., Footstep-Based Human Tracking Using Sensor-Integrated Nonwoven Carpet. International Nonwovens Symposium 2016 ; 1-2 june 2016, Warsaw (Poland), 2016.

6.5.7 Communications par affiche dans un congrès international ou national

- [a2] Benkirane R., Thomassey S., Perwuelz A., Koehl L., Study of flax clothes : Definition of the use tipping point using LCA, Life Cycle Management Conference (LCM), 3-6 Septembre 2017, Luxembourg, 2017.
- [a1] Agrawal T. K., Thomassey S., Cochrane C., Lemort G., Koncar V., Intelligent Nonwoven Carpet for Human Footstep Tracking, Nonwoven Innovation Academy (NIA) EDANA, 5-6 Novembre 2015, Leeds, Royaume Uni, 2015.

6.5.8 Communications dans des journées technologiques et séminaires

- [T3] Thomassey, S., Sales forecasting in fashion industry : main issues and opportunities, séminaire à la faculté de mathématiques appliquées de l'université de Turin, Février 2017.
- [T2] Thomassey, S., 2006. Prévion des ventes dans la filière THD, Invendus et Obsolescents, entre Optimisation et Management, Institut de Gestion de Paris XII, 8 juin 2006, Paris.
- [T1] Thomassey, S., Happiette, M., Rabenasolo, B., 2002. Optimiser vos achats et consommations de matières premières, 4^{ème} journées technologiques organisées par la société LEC-TRA les 17 mai, 23 mai, et 31 mai 2002 respectivement à Lyon, Paris, et Cestas.

Chapitre 7

Conclusion générale

Ce mémoire décrit l'ensemble de mes activités d'enseignement et de recherche depuis la soutenance de ma thèse en décembre 2002.

Mes activités de recherche s'articulent autour de deux thèmes :

- la prévision des ventes pour les articles de mode,
- la modélisation, simulation et optimisation de systèmes de production et d'approvisionnement textile.

Pour la prévision des ventes, l'utilisation des dernières techniques d'intelligence artificielle, telles que les réseaux de neurones convolutifs ou siamois, permettent d'exploiter efficacement l'ensemble de données désormais disponibles. En effet, l'ère des données massives a ouvert de nouvelles opportunités de développement de systèmes de prévision plus performants.

Cependant, le marché de la mode reste très fluctuant et complexe à modéliser. Si les contributions sur les techniques de modélisation des ventes sont nécessaires, il faut également élargir le champ d'étude à l'analyse du comportement des consommateurs. Les travaux menés sur les analyses des données clients, des réseaux sociaux ou encore sur la traçabilité des consommateurs, contribuent ainsi à une meilleure compréhension des actes d'achat. Les travaux sur les attentes et la perception des clients par rapport à la mode éthique et durable sont également une piste pertinente pour améliorer les systèmes de prévisions de ventes.

La chaîne de production et d'approvisionnement du secteur textile - habillement - distribution est en pleine mutation. En effet, les nouvelles tendances socio-économiques, telles que la demande de produits éthiques et écologiques, la personnalisation, les nouveaux modes de consommations, rendent la structure traditionnelle de la filière inadaptée. Dans ce contexte, mes travaux contribuent à accompagner ces évolutions d'un point de vue stratégique, tactique, et opérationnel.

Au niveau stratégique, les travaux en cours sur les chaînes d'approvisionnement locales ont pour objectif de proposer un système d'aide à la décision multi-critères pour déterminer quels sont les bénéfices et limites d'une telle stratégie. A partir de simulations basées sur l'analyse du cycle de vie, l'évaluation des impacts environnementaux des nouveaux modèles économiques est également réalisée afin de quantifier les réels avantages écologiques de ces nouveaux modes de consommation.

Au niveau tactique, une organisation de la chaîne d'approvisionnement, basée sur le partage des ressources et des informations entre les acteurs de la filière, a été simulée par des modèles à événements discrets et multi-agents. Ce travail montre l'intérêt des entreprises à collaborer ou non dans différents contextes de production. Afin d'orienter la production vers les besoins des clients et plus particulièrement vers des tailles de vêtements plus adaptées aux morphologies, notre contribution vise à identifier les morphotypes d'une population et à définir un système de tailles spécifique. Les techniques de classification non supervisées de scans 3D sont essentielles afin de grouper les morphologies similaires. Cette classification doit prendre en compte les caractéristiques morphologiques les plus influentes pour le bien aller du vêtement.

Enfin, au niveau opérationnel, la modélisation des processus de production permet le contrôle et l'optimisation des diverses ressources. L'association des méthodes de simulation et d'optimisation est parfaitement adaptée pour la planification de commandes personnalisées sur des unités de fabrication spécifiques. L'étude de l'impact de l'augmentation du degré de personnalisation sur les systèmes de coupe donne également des résultats pertinents pour définir un système d'aide à la décision basé sur la satisfaction client, la maîtrise des coûts et des délais. Les travaux sur la modélisation par réseaux de neurones du processus de délavage des jean's à partir d'ozone sont directement exploitables pour paramétrer au plus juste les machines et réduire ainsi les coûts et déchets pour atteindre l'objectif visé.

Sur un marché aussi vaste et varié que le textile - habillement, les perspectives de recherche sont très nombreuses. Par ailleurs, la pluridisciplinarité des équipes de recherche du laboratoire GEM-

TEX permet d'envisager diverses évolutions de mes travaux de recherche.

Le système de prévision peut être complété par des travaux sur l'évaluation de la perception des consommateurs. Cela nécessite de décomposer les attributs de mode d'un vêtement afin d'évaluer la conformité du produit par rapport aux attentes du consommateur. Cette évaluation peut ensuite être interprétée comme des ventes potentielles et devenir un outil d'aide à la décision pour les achats plus précis.

Mes contributions pour la chaîne de production et d'approvisionnement du textile - habillement doit continuer à s'orienter vers le développement durable et la personnalisation des produits. Ces deux objectifs sont entièrement compatibles. En effet, une meilleure prise en compte de la demande permet de produire moins et mieux. De nombreux développements de systèmes d'aide à la décision restent à proposer sur cette thématique. En effet, la majorité des distributeurs textiles s'appuient actuellement sur les chaînes d'approvisionnement pas ou peu adaptées à ces enjeux de personnalisation et de développement durable. Les critères de décision sont principalement le prix unitaire des produits, les délais d'obtention et le respect du cahier des charges qualité. La fabrication de petites séries personnalisées en intégrant des indicateurs socio-écologiques nécessite d'importantes modifications des pratiques actuelles. Afin d'appréhender ces mutations, les entreprises du secteur textile - habillement - distribution doivent s'appuyer sur des systèmes d'aide à la décision fiables, précis et adaptés à l'environnement complexe.

Dans l'environnement très dynamique du textile-habillement-distribution, la formation d'ingénieurs autonomes et opérationnels est primordiale pour la compétitivité des entreprises du secteur. La formation proposée par mon établissement d'affectation, l'ENSAIT, propose un cursus riche en stages et projets de fin d'études en entreprise. Ces expériences doivent être complétées par une formation adaptée et évolutive en fonction des attentes du monde professionnel. Mon implication dans le développement de pédagogies actives répond à ces attentes. Un volume de 48h ETD basé sur des séances de types apprentissage par problème, des ateliers et travaux pratiques a été mis en place pour l'enseignement des métiers de la "supply chain" en dernière année du cursus ingénieur. L'apprentissage par problème est un outil très intéressant pour développer les capacités de résolution de problèmes des futurs ingénieurs et donner du sens à l'acquisition de connaissances. Les travaux pratiques et ateliers mettent en avant les aptitudes opérationnelles des élèves. Par ailleurs, cette variété pédagogique permet d'éviter les baisses de motivation et la passivité des jeunes apprenants.

Résumé

L'ensemble des acteurs de la filière textile-habillement-distribution, incluant les directeurs de groupe aux gestionnaires de magasin en passant par les stylistes, les acheteurs, les responsables de production, . . . sont constamment amenés à prendre des décisions qui conditionnent le bon fonctionnement de leurs activités. Ces décisions concernent par exemple la planification de la production, la sélection de fournisseurs, la prévision des ventes, l'approvisionnement des magasins, la sélection des couleurs et des styles pour la future collection, Généralement la pertinence de ces décisions repose sur l'expérience et les connaissances du décideur.

Par ailleurs, la prise de décision est rendue très complexe par les spécificités du marché du textile habillement :

- une demande particulièrement difficile à prévoir,
- un processus de fabrication long et impliquant de nombreuses entreprises,
- une supply chain internationale, complexe et souvent instable,
- des produits à très courte durée de vie,
- des clients finaux (consommateurs) très infidèles qui imposent un taux de service très élevé et demandent des produits de plus en plus personnalisés,
- une variété de produits très grande.

Ces dernières années, le développement des technologies numériques et connectées, et des outils d'intelligence artificielle génèrent de nouvelles opportunités pour assister les acteurs de la filière textile-habillement-distribution dans la prise de décision optimale.

Dans ce contexte, mes travaux de recherche visent à développer des outils d'aide à la décision pour répondre aux divers enjeux de la filière THD en intégrant les spécificités décrites précédemment. Ainsi, depuis ma thèse mes contributions s'inscrivent dans deux thèmes de recherches :

- La prévision des ventes d'articles textiles, et plus particulièrement des ventes de nouveaux articles (majoritaires dans une collection de vêtements) à partir de leurs attributs techniques et stylistes. Les derniers modèles développés s'appuient sur de nombreuses données (big data) rendues disponibles par les nouvelles technologies numériques et connectées. Les techniques mises en œuvre dans ce cadre sont basées, entre autres, sur les réseaux neuronaux du type Extreme Learning Machine (ELM) afin de traiter de nombreux articles à faible durée de vie ou les réseaux neuronaux convolutifs afin d'extraire des informations pertinentes à partir d'images de l'article. Afin d'affiner les prévisions, des travaux sur le comportement et l'environnement du consommateur viennent compléter ces modèles de prévisions. Ainsi, des contributions sur l'analyse de données issues des réseaux sociaux et l'influence du développement durable sur les consommateurs ont été menées.
- L'optimisation de la chaîne de production et d'approvisionnement, notamment pour la fabrication de petites séries ou d'articles personnalisés. Les travaux de ce thème ont pour objectif de répondre aux enjeux actuels de la filière textile habillement : la réduction des impacts environnementaux et la réponse aux demandes de plus en plus personnalisées. Pour cela, le concept de collaboration verticale et horizontale dans la supply chain a été modélisé et optimisé par une simulation à événements discrets et multi-agents. La classification de la morphologie humaine à partir de scans 3D a permis de mieux définir les patronages et les différentes tailles associées et ainsi de mieux répondre aux attentes des consommateurs. Des réseaux neuronaux du type carte auto-adaptatives sont déployés dans ce cadre. Les analyses du cycle de vie (ACV) sont utilisées pour évaluer les impacts environnementaux de différents scénarios de distributions, notamment des systèmes localifs, avec différentes qualités de produits. Un système du type méthode hiérarchique multicritères a été conçu pour interpréter de façon optimale les résultats des simulations.

Abstract

The actors of the textile-apparel industry and market, namely designers, production managers, buyers, sales managers, ... have to continuously make decisions to optimize their activities. These decisions include : production scheduling, supplier selection, sales forecasting, store replenishment, style of the new collection,... . In most of cases, these decisions rely on the knowledge and skills of the manager.

Furthermore, the decision making process can become very complex due the specificities of the textile-apparel market :

- a very volatile demand, difficult to forecast,
- a long and complex production process involving many companies,
- a competitive and international supply chain,
- products with short lifetime,
- consumers which require a high service level and personalized products,
- a high variety of products.

These last years, the new digital and mobile technologies and the development of artificial intelligence have provided new opportunities to decision makers in the textile-apparel supply chain. In this context, my works aim for the development of decision support systems to deal with the current issues of the textile-apparel supply chain. My contributions can be classified in two main research topics :

- The sales forecasting of fashion products, and more specifically new fashion products, from different descriptive attributes. The proposed models rely on the large number of data (big data) available with digital and mobile technologies. Different techniques are implemented, such as Extreme Learning Machine to deal with the short lifetime of products or Convolutional Neural Networks to extract interesting information from images of the products. In order to improve the forecast accuracy, further works have been performed on the consumer behavior and environment. These studies include analysis of social network data and impact of sustainable trends on product sales.
- The optimization of the production and supply chain, and more specifically for small series and customized production. The objectives of my work in this topic aim for answering to the current issues of the textile apparel supply chain : decrease of the environmental impacts and meet the more and more customized demand. For these purposes, a collaborative supply chain has been simulated and optimized with discrete events and multi-agent techniques. A clustering with Self organizing Maps of human morphologies from 3D scans has also enable a better definition of cloth patterns and sizes, and thus improve the consumer satisfaction. Life Cycle Assessments (LCA) are performed to quantify environmental impacts of different distribution scenarios, namely service based models, with different product qualities. An Analytic Hierarchy Process is applied to improve the understanding of the results and optimize the decision making.