

Analyse de données temporelles de livraison pour la modélisation de la consommation de produits

COREY DUCHARME^{1,2}, BRUNO AGARD^{1,2}, MARTIN TRÉPANIÉ^{1,2}

¹ Département de Mathématiques et Génie Industriel, École Polytechnique de Montréal
H3T 1J4, Canada

corey.ducharme@polymtl.ca, bruno.agard@polymtl.ca, martin.trepanier@polymtl.ca

² Centre Interuniversitaire de Recherche sur les Réseaux d'Entreprise, la Logistique et le Transport (CIRRELT)
H3T 1J4, Canada

Résumé – Les prévisions de la demande sont essentielles pour l'optimisation d'une chaîne logistique. Aussi, l'industrie est de plus en plus intéressée à des prévisions granulaires soit pour un client ou pour un produit. Sur un grand horizon de prédiction, les méthodes standards ont tendance à échouer à cause de l'augmentation du comportement intermittent des séries temporelles de la demande granulaire. Cet article propose une méthodologie qui tente de remédier à ce problème, en effectuant une transformation originale de séries temporelles intermittentes en série temporelle standard à la même fréquence temporelle. Pour ce faire, la série temporelle intermittente de la demande est reliée à la série temporelle standard de la consommation par un filtrage en fréquence. La méthodologie est présentée sur un cas d'étude d'une compagnie réelle dans le domaine de la distribution de matière première. L'application de la méthodologie montre que pour un filtre passe-bas, la diminution de la fréquence de coupure augmente la corrélation entre la vraie série de la consommation et la série filtrée de la demande. De plus, cette méthode permet de catégoriser a posteriori les clients selon deux habitudes de consommation : statique et dynamique.

Abstract – Demand forecasting is vital in supply chain optimization. However, companies are more and more interested in obtaining granular predictions on either individual clients or products. Long term, these predictions are generally quite poor as standard forecasting methods fail owing to the increasingly intermittent behavior of those granular demand time series. In this paper, we propose a methodology which attempts to solve this problem by performing a novel transformation of intermittent time series to standard time series for a constant time aggregation level. To do this, we propose that the intermittent demand time series can be linked to the standard consumption time series by use of frequency filtering. We present our methodology on a case study of a real company which operates as a raw materials supplier. Our results show that for a simple low pass filter, reducing the cut-off frequency increases the correlation between the real consumption series and the transformed demand series. Furthermore, this method allows a posteriori categorisation of clients into two consumption behaviors: static and dynamic.

Mots clés – prédiction de la demande, séries temporelles intermittentes, consommation, gestion de la chaîne logistique

Keywords – demand forecasting, intermittent time series, consumption behavior, supply chain management

1 INTRODUCTION

La chaîne logistique ou chaîne d'approvisionnement est la structure contenant l'entière des parties qui permet de satisfaire à la demande d'un client [Chopra et Meindl, 2007]. L'étude des chaînes logistiques est relativement récente et il existe toujours beaucoup de défis à relever dans ce domaine [Janvier-James, 2012].

En particulier, la prédiction de la demande (*Supply Chain Forecasting*) joue un rôle crucial dans la gestion de la chaîne logistique pour tenter d'en minimiser les coûts [Rexhausen et al., 2012]. En effet, lorsque la demande du client est inconnue, il est nécessaire d'effectuer des prédictions [Acar et Gardner, 2012]. La difficulté première est l'obtention de bonnes prédictions surtout considérant les différentes caractéristiques macro-économiques propres aux membres de la chaîne logistique [Fildes et Beard, 1992]. À cela, s'ajoute le problème de la recherche de granularité accrue dans la prédiction de la demande. En effet, déjà dans les années 90s, Willemain montrait que les compagnies sont de plus en plus intéressées à des

prédictions granulaires soit pour chaque client soit pour chaque produit [Willemain et al., 1994]. Par contre, la recherche constante d'une granularité accrue dans la prédiction amène un problème majeur déjà envisagé par [Bartezzaghi et al., 1999], celui de la demande intermittente (*lumpy demand*). En effet, dans leurs travaux, [Bartezzaghi et al., 1999] montrent qu'une cause de l'intermittence des données est la granularité de la prédiction. La prédiction des données intermittentes est un problème d'actualité qui survient dans de nombreux exemples industriels. Or, l'étude de la prédiction de la demande intermittente est encore limitée [Syntetos et al., 2015].

De plus, avec les avancées dans les technologies de l'information, les fournisseurs sont de mieux en mieux outillés pour obtenir une grande gamme d'information granulaire sur l'utilisation du produit au niveau du client. Cette information apporte de nombreux bénéfices aux fournisseurs [Subramani, 2004]. En effet, l'utilisation des données de consommation d'un produit à court terme est bien connue pour permettre d'optimiser la chaîne logistique, grâce à la création de modèles de prédiction

à court terme de la demande. Par contre, l'utilisation de ces données pour effectuer des prédictions à long terme est encore peu exploitée et les études empiriques sont rares [Syntetos et al., 2016].

Ainsi, le contexte d'une industrie capable de connaître la consommation du produit en aval dans la chaîne logistique est de plus en plus fréquent, mais il existe encore peu de méthodes pour relier cette information au problème de prédiction de la demande intermittente en amont.

Cet article tente d'utiliser les données de consommation de certains clients afin d'effectuer une modélisation de la demande à long terme, pour l'amélioration globale des coûts dans la chaîne logistique. En particulier, cet article propose une méthodologie de transformation de séries temporelles intermittentes en série temporelle standard, en posant l'hypothèse qu'une transformation appropriée dans le domaine fréquentiel permettra de déterminer le profil de consommation des clients dans la chaîne d'approvisionnement, à partir de ces données de livraison. Grâce à ces séries temporelles standards calculées, les outils d'analyse standards peuvent être utilisés pour effectuer des prévisions.

Le reste de l'article est divisé comme suit : la prochaine section est une revue sommaire des séries temporelles intermittentes et de l'analyse en fréquence de séries temporelles. Sont ensuite présentées la problématique, qui détaille les problèmes relevés dans l'introduction et les questions qui guident notre recherche, puis la méthodologie et l'étude de cas. Finalement, une conclusion et une discussion sur les perspectives futures de l'utilisation de cette méthode sont présentées.

2 REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Demande intermittente

2.1.1 Définition

Le concept de demande intermittente est premièrement apparu dans l'article de [Croston, 1972] dans lequel il constate que la méthode de lissage exponentielle tend à mettre plus de poids sur les dernières observations ce qui biaise la méthode lors de la présence de nombreuses périodes à demande nulle. Souvent vues dans l'industrie des pièces de rechange, les séries intermittentes ont aussi été observées dans plusieurs autres industries [Mukhopadhyay et al., 2012]. Les sources de l'intermittence des données ont été étudiées par [Bartezzaghi et al., 1999] qui en identifie 5 : le nombre et l'hétérogénéité des clients ainsi que la fréquence, la variété et la corrélation des livraisons sont possibles dans plusieurs secteurs industriels. De plus, [Syntetos, 2001, Syntetos et al., 2005] présentent une catégorisation de la demande intermittente selon deux axes : la fréquence entre les livraisons et la variabilité dans la quantité.

2.1.2 Prédiction

Le problème de la prédiction de la demande intermittente reste un problème ouvert dans la littérature [Bacchetti et Sacconi, 2012]. Pour les dernières revues de littérature sur le sujet, le lecteur peut se référer aux articles de [Boylan et Syntetos, 2010, Bacchetti et Sacconi, 2012] ainsi que les articles de [Mukhopadhyay et al., 2012, Romeijnnders et al., 2012] pour des applications et comparaisons de ces méthodes.

En particulier, [Petropoulos et al., 2016] effectue une transformation de la série temporelle pour créer une série de l'intervalle entre les livraisons en fonction de la demande cumulée, ce qu'il appelle la série inversée de la demande intermittente. La prédiction s'effectue sur cette nouvelle série. Cette méthode est mieux adaptée à des profils de demande à haute variance. De plus, [Petropoulos et Kourentzes, 2015]

étudie une méthode classique utilisée couramment pour les séries de la demande standard, les combinaisons de prédictions, au problème de la demande intermittente. Leurs résultats montrent une amélioration des résultats ainsi qu'une simplification du processus de prédiction. La segmentation des clients, une technique qui ressort des méthodologies typiques au *data mining*, a aussi été utilisée dans le contexte de la prédiction de la demande intermittente [Murray et al., 2015]. La création de segments de clients qui ont des séries de demandes similaires permet de diminuer le nombre de modèles de prédiction à évaluer. Des améliorations aux modèles par réseaux de neurones utilisant une architecture de *reservoir computing* sont aussi présentées par [de Melo Menezes et al., 2015]. Finalement, [Prestwich et al., 2014] propose aussi un nouveau modèle non biaisé combinant la méthode de Croston et l'inférence bayésienne appelé *Hyperbolic-Exponential Smoothing*.

2.2 Information externe

Dans un contexte de demande intermittente, l'idée d'améliorer les prédictions par l'ajout d'information externe sur le comportement du client n'est pas nouvelle. En effet, [Verganti, 1997] propose un modèle de prédiction basé sur l'information générée par le client avant qu'il ne place sa commande. Par contre, il est difficile, voire parfois impossible, d'être en mesure d'obtenir cette information. Récemment, grâce à des avancées technologiques dans les technologies de l'information, les fournisseurs peuvent posséder de l'information sur le point de vente [Williams et Waller, 2010]. De cela, [Jin et al., 2015] propose une méthode de combinaisons de différentes prévisions sur les multiples données disponibles. Les avantages de la combinaison d'information sont multiples. En majeure partie, on observerait une diminution de l'effet *Bullwhip* tel qu'imaginé par [Lee et al., 1997] puisque l'on dispose d'une meilleure compréhension de la variance de la demande du client. Par contre, comme noté par [Jalil et al., 2011], la qualité de l'information recueillie au niveau du client est critique pour l'amélioration des prédictions dans la chaîne logistique.

2.3 Vendor Managed Inventory (VMI)

Dans un processus d'approvisionnement VMI, la majeure responsabilité de la prédiction et la gestion de l'inventaire reposent sur le fournisseur. Idéalement, le fournisseur et le détaillant partagent de l'information reliée à la consommation de produit, plan de vente et ses propres prédictions pour que le fournisseur puisse optimiser ses prédictions et son système logistique [Achabal et al., 2000]. Ensembles, fournisseur et détaillant se mettent d'accord sur un protocole d'approvisionnement (quantité et fréquence de réapprovisionnement) selon des prédictions obtenues par le partage de données. Plusieurs recherches montrent l'avantage tant pour le fournisseur que pour les détaillants de l'utilisation d'une stratégie de VMI [Achabal et al., 2000, Jung et al., 2005]. Par contre, un problème majeur rencontré lors de l'implémentation d'un protocole VMI est la disponibilité et la volonté de partage d'information [Holweg et al., 2005]. Par conséquent, si ce partage d'information est absent, il revient au fournisseur d'utiliser d'autres moyens pour satisfaire la demande de ses détaillants.

2.4 Analyse en fréquence de séries temporelles

L'analyse fréquentielle (spectrale) de séries temporelles est un domaine bien établi avec de nombreux livres couvrants les mathématiques du domaine [Koopmans, 1995, Bloomfield, 2004]. L'idée fondamentale est de décomposer une série temporelle, qui est une observation périodique d'un phénomène, en fonction des fréquences fondamentales (harmoniques) qui

composent la série temporelle. L'outil de base utilisé est la transformée de Fourier. Dans le domaine de la prédiction de la demande dans une chaîne logistique, il existe quelques cas d'études dans diverses industries de l'application de ces méthodes pour l'amélioration des prédictions [Fumi et al., 2013; Oladebeye et Ejiko, 2016]. Un avantage important dans l'utilisation des méthodes en fréquence est la possibilité de séparer les différentes composantes du signal original (saisonnalité, tendance, niveau) dans le domaine fréquentiel. Par contre, comme note [Fumi et al., 2013], la difficulté est dans le choix des fréquences à utiliser pour la méthode.

Ce concept d'étudier les séries temporelles à différentes fréquences a aussi été étudié sous le nom d'agrégation temporelle. L'agrégation temporelle a deux buts. Elle permet de diminuer le caractère intermittent des séries temporelles en agglomérant les observations sur une plus grande échelle de temps, par exemple en transformant une série journalière en série mensuelle [Rostami-Tabar et al., 2013]. De plus, l'agrégation temporelle du signal permet de mettre en évidence différentes composantes du signal. À mesure que le niveau d'agrégation augmente, les effets à haute fréquence diminuent ce qui met en évidence les composantes comme la tendance et le niveau. [Kourentzes et al., 2014] utilise ce concept pour améliorer les prédictions en estimant la même série à différents niveaux d'agrégation. Du point de vue fréquentiel, cela revient à combiner l'estimation de plusieurs séries filtrées à différentes fréquences.

3 PROBLEMATIQUE

La problématique que cet article tente de résoudre est survenue lors de l'analyse des données d'un fournisseur de matière première. Le fournisseur considère complète les stocks de matière première chez ses clients. Le protocole VMI du fournisseur est de s'assurer de planifier ses livraisons de manière à ce qu'aucun client ne soit en rupture de matière première, tout en minimisant ses propres coûts de livraison. Le fournisseur souhaitait augmenter la granularité de ses prédictions à long terme. Cependant, lorsqu'on tentait de créer des modèles de prédictions pour chaque client individuellement, les modèles étaient assez peu performants, et ce même sur des séries à un niveau d'agrégation temporelle élevé (mensuel). Les séries étaient en grande majorité des séries intermittentes. Par chance, le fournisseur venait récemment d'installer des instruments de mesure de l'utilisation du produit au niveau du point de consommation. L'idée est donc venue d'étudier comment des séries de la demande intermittente peuvent être liées aux séries de la consommation qui étaient typiquement stationnaires et non-intermittentes.

En particulier, cet article pose comme hypothèse qu'il est possible pour un client de posséder des séries de demandes intermittentes et d'avoir une consommation du produit stable dans le temps. Si l'hypothèse s'avère exacte, il devient trivial d'estimer la consommation future du produit pour ce client. Sachant la consommation future du client, on peut obtenir une prédiction de la demande en supposant que le client effectuera une commande lorsque son stock sera à épuisement.

Pour étudier cette hypothèse, une relation simple est établie entre la série de la demande et la série de la consommation. L'idée derrière le modèle repose sur la granularité intrinsèque de la série temporelle de la consommation. En effet, les données sur la consommation du produit chez le client peuvent créer des séries temporelles standards à une fréquence temporelle très élevée (journalière). Ceci est en contraste avec les séries temporelles de la demande qui elles sont intermittentes des échelles de temps élevées (journalière/hebdomadaire). Ainsi, un

modèle qui établit la transformation d'une série temporelle intermittente à une série temporelle normale basée sur la réalité industrielle permettrait d'éviter les problèmes rencontrés lors de l'analyse des séries intermittentes de la demande. Ainsi, les prédictions pourraient s'effectuer sur la série transformée de consommation, qui serait standard.

La problématique revient alors à déterminer cette relation. La méthodologie présentée est basée sur des études du comportement en fréquence des séries temporelles [Fumi et al., 2013, Kourentzes et al., 2014]. Comme les séries intermittentes de la demande ont une grande quantité de zéros, les hautes fréquences vont contenir beaucoup de bruit. Aussi, les composantes à basse fréquence vont contenir l'information sur la tendance et le niveau de la série. Ainsi, la méthode permet de déterminer quelle composition de fréquences permet de mieux décrire la consommation du client et quel modèle mathématique est le mieux approprié pour exploiter les fréquences trouvées. La problématique finale est donc de déterminer quelles fréquences sont intéressantes pour la transformation, quelles transformations effectuer, quelle est l'erreur produite par cette transformation et comment interpréter les fréquences utilisées.

4 METHODOLOGIE

La portée de cet article repose sur la méthodologie de modélisation d'une série temporelle intermittente. La conversion d'une série temporelle intermittente en une série temporelle standard par l'utilisation d'outils d'analyse temporelle et fréquentielle est bien connue au travers de nombreuses techniques de lissage et d'agrégation temporelle [Rostami-Tabar et al., 2013]. La nouveauté présentée dans cet article est l'analyse du lien qui existe entre la série temporelle standard calculée et l'information externe sur la consommation des clients, et ce pour une même échelle temporelle. Cette méthodologie permet de lier les séries temporelles intermittentes, difficiles à prédire avec les méthodes standards, à des séries temporelles standards. En particulier, la série de la demande intermittente est reliée à la série de la consommation. La série de la demande étant l'historique de vente/livraison de stock au client et la série de la consommation étant l'utilisation du stock sur le site du client. Le modèle transforme la série intermittente de la demande en série standard de la consommation. La justesse de cette transformation est évaluée en comparant la série transformée à la vraie série de consommation. Cette évaluation permet de découvrir le type de comportement de consommation du client.

La méthodologie est décomposée en 2 axes majeurs selon le type de données utilisées par chaque axe (Cf. Figure 1).

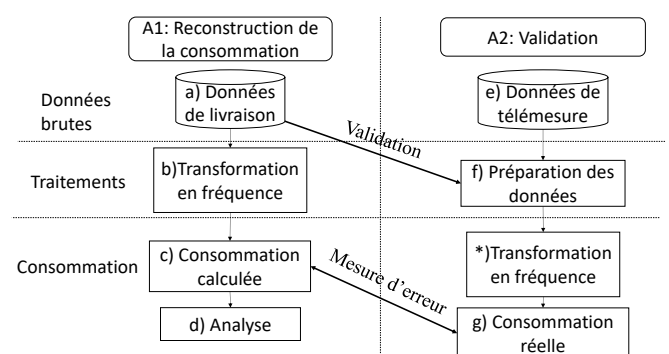


Figure 1. Méthodologie

(A1) L'axe de reconstruction de la consommation utilise les données de livraison (demande) du client (a). En premier lieu, les livraisons dans l'historique sont validées avec les données

de télémessure. Une transformation de la série validée de la demande dans le domaine fréquentiel est effectuée (b). La série temporelle est filtrée dans le domaine fréquentiel sur la meilleure fenêtre de fréquence, qui est liée à la consommation. Dans le cas présenté, un filtre passe-bas à différentes fréquences de coupure est utilisé. La nouvelle série obtenue après l'application du filtre est la série de consommation calculée (c). L'erreur est mesurée entre la série de consommation calculée et la série de consommation réelle sur la même échelle de temps. Puis une analyse a posteriori permet de distinguer entre deux profils de consommation pour le client étudié, statique ou dynamique, en étudiant la variation de l'erreur en fonction de la fréquence de coupure du filtre (d).

(A2) Le deuxième axe de la méthodologie est la validation qui utilise les vraies données sur la télémessure du stock chez le client (e). Premièrement, les données de télémessure sont transformées en données de consommation. Cette transformation va dépendre du type de stock et du type de données disponibles. Généralement, il faut transformer les données en un format représentant la variation linéaire du stock. Puis, la consommation est calculée en sommant les variations négatives dans la télémessure entre deux périodes pour l'échelle désirée. Il est donc possible de créer des données de séries de consommation à l'échelle temporelle voulue (f). Ensuite, les données de télémessure sont validées en utilisant les données sur l'historique de livraisons pour s'assurer qu'une livraison se retrouve dans les données de télémessure et vice versa. Finalement, l'écart entre la consommation réelle et la consommation calculée est calculé en utilisant une série temporelle de la consommation de la même longueur, point de départ et échelle temporelle que la série de consommation calculée (g). Plusieurs méthodes existent selon la longueur des deux séries (linéaire vs non linéaire) et le but voulu (similarité vs corrélation). Dans le cas d'étude présente, la corrélation de Pearson est utilisée.

De plus, dans la méthodologie présentée, une variation est aussi identifiée par (*). Cette modification consiste à filtrer la série de la consommation réelle avec le même filtre utilisé sur la série de la demande intermittente. Ainsi, une série de la consommation filtrée est calculée qui peut par la suite être comparée avec la série de la consommation calculée. Ceci a pour effet de mettre l'emphase sur la similarité au point de vue du contenu

fréquentiel entre la série des livraisons et la série de la consommation.

Donc, dans cet article, quatre séries temporelles différentes sont analysées. Initialement pour le problème présenté, 2 séries sont disponibles pour le fournisseur par étude du problème : la série de la *demande* (livraisons) qui est intermittente et la série de la *consommation réelle* qui est standard. Suite à une transformation en fréquence, 2 nouvelles séries transformées sont obtenues : la série de la *consommation calculée* qui est une série temporelle standard obtenue en transformant la série de la demande et la série de la *consommation filtrée* qui est une série temporelle standard obtenue en transformant la série de la consommation réelle.

5 CAS D'ETUDE

5.1 Contexte

Le contexte d'application de la méthodologie est un fournisseur de matière première utilisée dans des industries variées, notamment les domaines médical, alimentaire et de la production industrielle. Chacune de ces industries possède un profil d'utilisation du produit qui est propre à ses besoins et donc les paramètres qui influencent les mécanismes de la consommation vont varier d'une industrie à l'autre. Ainsi la création d'un modèle général qui pourrait être adapté à chacune des industries pose un problème d'envergure.

Dans ce contexte, le fournisseur est responsable de la gestion des stocks à l'emplacement du client. Par contre, le fournisseur doit s'assurer que le niveau du produit ne descend pas sous un seuil bien défini. Aucune rupture de stock n'est envisageable. Sur l'emplacement du client, le fournisseur installe des réservoirs pour contenir les stocks livrés pour la conservation du produit. Les installations sont en général standards pour tous les clients en termes de capacité. Le fournisseur livre les stocks, remplit les réserves et le client se sert à même ses réserves.

Les installations de certains clients possèdent des capteurs intelligents qui peuvent évaluer la quantité contenue dans les réserves. Ainsi, le fournisseur peut connaître la consommation du produit chez ces clients.

Il existe déjà plusieurs méthodes d'exploitation de ces données pour aider à la prédiction de la demande à court terme, mais l'utilisation de données de consommation pour des prédictions

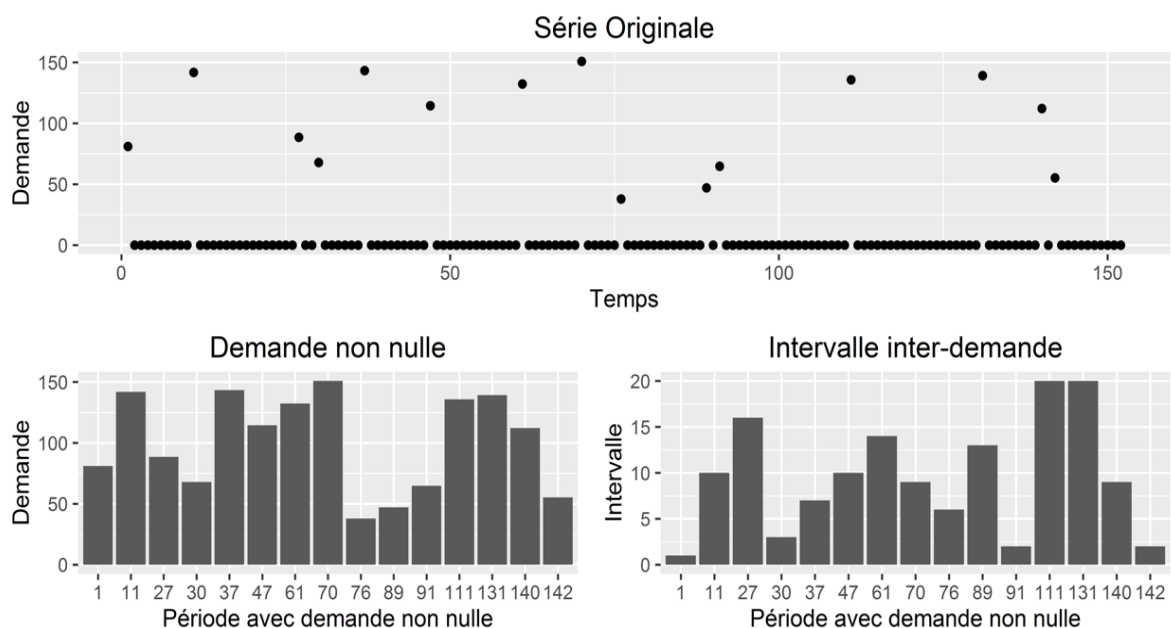


Figure 2. Exemple des séries intermittentes étudiées selon la décomposition de Croston

à long terme est peu étudiée, généralement par manque de données. En plus des données de télémesures, le fournisseur a accès aux données de livraisons (demande) de chacun des clients sur un horizon de plusieurs années. Les données enregistrées sont le numéro du client, la date de réception, l'adresse et la quantité livrée. Pour simplifier le problème, les données utilisées ici ne concernent que les clients qui ne reçoivent qu'un seul type de produit et ce produit est identique pour tous les clients.

5.2 Prétraitement des données

Deux bases de données, fournies par le partenaire industriel, sont disponibles pour effectuer cette analyse. Une première qui contient les données de livraison pour tous les clients, sur un très large historique et une seconde qui contient les données de télémesure dans un échantillon de 21 clients. Les données de télémesure sont prises sur un intervalle de 5 mois. Elles sont prises à fréquence horaire (environ à toutes les unes ou deux heures). Les données de télémesures permettent de déterminer de manière très exacte la variation linéaire du stock chez le client.

5.2.1 Séries intermittentes de la demande

Les séries de la demande sont les séries journalières des livraisons effectuées chez un client sur le même intervalle de temps que les données de télémesure, soit 152 jours. Leurs statistiques descriptives sont présentées au Tableau 1 ainsi que l'allure d'une des séries de la demande journalière à la Figure 2. La représentation développée par [Petropoulos et al., 2016] est utilisée, car elle permet de visualiser le comportement intermittent des séries temporelles au travers des différents éléments de la décomposition de Croston de nos séries temporelles. Sur la figure, le comportement intermittent de l'ensemble des séries est facilement observable. Dans l'ensemble, les séries ont des intervalles inter-demandes supérieurs à 1 et sont similaires aux séries de la base de données de la *Royal Air Force* (RAF) couramment utilisée dans ce domaine de recherche [Petropoulos et al., 2016].

Tableau 1. Statistiques descriptives des séries de la demande

| | Demande (unités) | | Intervalle inter-demande (jours) | | Demande par période (unités/jours) | |
|---------|------------------|-------|----------------------------------|-------|------------------------------------|-------|
| | Moy. | É.-T. | Moy. | É.-T. | Moy. | É.-T. |
| Min | 37.42 | 16.43 | 3.87 | 3.38 | 9.31 | 8.99 |
| 25%ile | 72.65 | 23.06 | 6.33 | 4.64 | 18.90 | 17.91 |
| Médiane | 91.52 | 29.79 | 7.77 | 5.54 | 22.69 | 21.10 |
| 75%ile | 106.38 | 36.94 | 9.30 | 6.46 | 27.96 | 26.11 |
| Max | 135.42 | 56.33 | 13.20 | 7.46 | 61.77 | 62.62 |

5.2.2 Séries de la consommation réelle

Connaissant les données de télémesure prises à intervalle régulier sur la quantité de stock au site du client, la consommation réelle du produit par ce client lors d'une journée peut être calculée. Pour ce faire, les variations négatives dans les données de télémesures entre une période t et $t+1$ sont sommées. Une diminution du stock équivaut à une consommation de cette même quantité par le client. À noter que la consommation pour les périodes où il y a livraison de stock (t et $t+1$ positif) est sur cet intervalle de temps considérée comme négligeable par rapport au volume livré. Les séries temporelles standards journalières sont donc l'observation périodique de la variation de stock prise chaque jour par le client dans ses réserves. Cette série est nommée la *consommation réelle*. Les

statistiques descriptives pour ces séries sur l'échantillon de client sont présentées au Tableau 2. On remarque que l'intervalle inter-demande est unitaire pour toutes les observations puisque la série est standard.

Tableau 2. Statistiques descriptives des séries de la consommation réelle

| | Quantité consommée (unités) | | Intervalle inter-demande (jours) | | Demande par période (unités/jours) | |
|---------|-----------------------------|-------|----------------------------------|-------|------------------------------------|-------|
| | Moy. | É.-T. | Moy. | É.-T. | Moy. | É.-T. |
| Min | 9.30 | 14.91 | 1 | 0 | 9.30 | 14.91 |
| 25%ile | 15.61 | 18.98 | 1 | 0 | 15.61 | 18.98 |
| Médiane | 22.67 | 21.73 | 1 | 0 | 22.67 | 21.73 |
| 75%ile | 27.77 | 26.75 | 1 | 0 | 27.77 | 26.75 |
| Max | 47.58 | 41.38 | 1 | 0 | 47.58 | 41.38 |

5.2.3 Validation temporelle de la demande

Comme l'indique [Jalil et al., 2011], l'ajout de l'information externe prise au niveau du client améliore les prédictions seulement lorsqu'on peut s'assurer de la qualité de l'information ajoutée. L'étude de cas présentée est intéressante puisqu'elle offre deux façons de valider l'information sur la demande. En effet, les données de télémesure permettent de s'assurer que l'historique de la demande est exact et vice-versa. Une livraison au client se traduit nécessairement par une augmentation de la quantité de stock dans la télémesure (un seuil de variation minimale est utilisé pour éliminer le bruit dans les données de télémesures). Historiquement, tant les données de livraisons que les données de télémesures peuvent contenir des données manquantes. Ceci est dû à des problèmes techniques au niveau de la télémesure ou des erreurs variées lors de l'entrée de données. Ainsi, l'étude de cas présentée permet d'étudier notre problème avec deux bases de données qui concordent presque parfaitement suite aux traitements décrits précédemment.

La tâche d'assurer la concordance des données se complexifie rapidement lorsqu'on considère les nombreuses variations qui peuvent être présentes entre le temps d'accusé de réception et le temps où l'augmentation apparaît dans la télémesure. Dans le cas d'étude présenté, l'heure d'accusé de réception inscrite lors de la livraison est rarement effectuée promptement. De plus, considérant la provenance géographique très étalée des clients, les heures inscrites dans les bases de données peuvent varier au niveau du fuseau horaire. Les données de télémesures sont enregistrées dans le fuseau horaire de l'emplacement du client, alors que les données de l'historique de livraisons sont enregistrées dans une heure standardisée (GMT). De plus, les données de télémesures sont prises à intervalles réguliers (horaire) et non pas lorsque le remplissage des réserves est effectué. Ainsi, il est possible d'observer dans les données, un désaccord de plusieurs heures entre un accusé de livraison et le remplissage réel des réserves. Il s'avère donc critique de corriger pour cette variation de temps entre les deux bases de données pour pouvoir conserver un échantillon suffisamment représentatif.

Suite aux mesures de prétraitement définies ci-haut, le ratio de concordance est calculé comme étant le ratio entre le nombre de livraisons couplées à une augmentation de la télémesure sur le maximum entre les livraisons totales effectuées et les augmentations dans la télémesure. Pour le reste l'étude, nous avons choisi de conserver les clients ayant un ratio de concordance de 0,9. Ce ratio est choisi pour permettre de garder l'échantillon de clients étudié le plus grand possible sans pour autant impacter négativement le reste de l'analyse. Ceci a pour effet de diminuer l'échantillon de 21 à 15 clients.

5.3 Filtrage en fréquences des données de livraison

Il existe de nombreuses techniques pour effectuer le filtrage de données en fréquence. On pense évidemment au filtre Hodrick-Prescott (HP), au filtre par lissage exponentiel et au filtre à moyenne mobile utilisés couramment pour les séries temporelles en contexte industriel [King et Rebelo, 1993]. Cet article ne s'intéresse pas à la complexité des méthodes de filtrage, mais plutôt par la recherche d'une compréhension simple entre les fréquences qui composent la série de la demande qui peut être liée à la série de consommation. La série recueillie suite à l'application du filtre sur la série de la demande est nommée la série de *consommation calculée* qui est à comparer à la série de la consommation réelle. Le choix pour la méthode de filtrage que nous avons fait est une méthode de filtrage à fréquence unique effectuée avec un filtre de type Butterworth [Butterworth, 1930].

5.3.1 Filtrage à fréquence unique des séries de la demande

Le filtrage de données à fréquence unique est simple de compréhension. Tout signal temporel peut être décomposé en somme de fonctions périodiques de différentes fréquences, par le biais d'une transformation appropriée (ex. Transformation de Fourier). Filtrer un signal en fréquence permet de retirer certaines composantes fréquentielles d'une série temporelle.

Comme décrit dans notre problématique, nous cherchons à retirer le bruit dans les séries intermittentes de la livraison journalière, pour retrouver la tendance. Ce bruit est provoqué par les nombreuses observations nulles, c.-à-d. lorsqu'il n'y a pas de livraison pour une journée. Dans le domaine fréquentiel, ce bruit se trouve à haute fréquence et la tendance est une caractéristique des basses fréquences. Un filtre passe-bas est donc utilisé. Cette transformation a pour but d'atténuer les fréquences supérieures à la fréquence de coupure choisie. L'idée étant de retirer le bruit du signal intermittent des livraisons provoqué par les nombreuses périodes avec aucune demande.

Le filtre choisi pour cette exécution est un filtre polynomial de type Butterworth $B(n,f)$ où n est l'ordre du polynôme qui compose le filtre (la force du filtre) et f la fréquence de coupure. Ce filtre est choisi pour sa facilité d'exécution et de compréhension des différents paramètres impliqués. Le paramètre n est choisi à 4 comme un bon compromis entre la pente dans la réponse en fréquence et les oscillations produites dans le domaine temporel [Hamming, 1989]. Le filtre mathématique est créé avec une réponse impulsionnelle infinie. La fréquence de coupure du filtre est définie comme étant entre 0 et 1 multiple de la plus grande fréquence qui compose le signal. La plus grande fréquence qui compose le signal est communément appelée la fréquence de Nyquist. Comme le signal est une observation journalière, la plus grande fréquence est 1 [jour⁻¹]. Le filtre est appliqué avec une procédure de filtrage avant-arrière pour n'avoir aucune distorsion dans la phase de la série filtrée [Proakis et Manolakis, 1992].

Suite à l'application du filtre, deux corrections sont effectuées sur la série obtenue. Les valeurs négatives sont posées égales à 0 puisque la consommation ne peut pas être négative. Ensuite, les valeurs de la série filtrée sont renormalisées en multipliant par le ratio de la somme des livraisons sur la somme de la consommation de la série filtrée pour avoir conservation entre la quantité livrée et la quantité consommée.

5.3.2 Filtrage des séries de la consommation

Il est peu typique d'utiliser la série de données brutes de la consommation. Même si celle-ci est une série standard, la démarche appropriée est de la lisser avec des méthodes standards de la littérature. Ainsi, comme indiqué dans la méthodologie, la série de la consommation est filtrée en

fréquence avec le même filtre Butterworth. La série obtenue est la série de la *consommation filtrée*. Cette série représente, tout comme le fait la série de la demande calculée, un contenu fréquentiel différent de la série originale de la consommation selon la fréquence de coupure utilisée.

5.4 Corrélation entre les séries

Comme les séries de la consommation calculée, réelle et filtrée sont de même longueur et que le nombre d'observations dans chacune des séries temporelles est supérieur à 100, l'indice de corrélation de Pearson est utilisé comme mesure de distance entre les séries temporelles de la demande ($V1$) et les séries temporelles de la consommation ($V2$). L'indice se calcule de la manière suivante :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (V1_i - \bar{V1})(V2_i - \bar{V2})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (V1_i - \bar{V1})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (V2_i - \bar{V2})^2}} \quad (1)$$

Où $\bar{V1}$ et $\bar{V2}$ sont les moyennes des séries temporelles $V1$ et $V2$.

Comme décrit dans la méthodologie, la relation recherchée est entre les deux axes de la demande et la consommation. Ainsi, deux indices de corrélation sont calculés pour nos clients. Le premier au Tableau 3 est la corrélation entre la série de la consommation calculée à partir de la demande et la série de la consommation réelle, représentant l'analyse de la méthodologie de base. Le second au Tableau 4 est la corrélation entre la série de consommation calculée à partir de la demande et la série de la consommation filtrée, représentant l'analyse finale de la méthodologie avec l'option.

Dans les deux tableaux, les indices de corrélation pour différentes fréquences de coupure sont présentés pour les 15 clients de cet échantillon. La première fréquence de coupure présentée ($f_c = 1$) est la référence. En effet, un filtre passe-bas avec une fréquence de coupure de 1 ne va filtrer aucune fréquence. Simplement, la corrélation est entre la série de consommation réelle à la vraie série intermittente de la demande.

Tableau 3. Corrélations entre les séries de consommation réelles et les séries de consommation calculées à partir des livraisons pour différentes valeurs de fréquence de coupure

| Client | Fréquence de coupure | | | | |
|---------|----------------------|--------|--------|--------|--------|
| | 1 | 1/2 | 1/3 | 1/5 | 1/15 |
| 1 | 0.084 | 0.119 | 0.075 | 0.219 | 0.261 |
| 2 | -0.181 | -0.085 | -0.084 | -0.066 | 0.057 |
| 3 | 0.034 | 0.085 | 0.172 | 0.127 | 0.041 |
| 4 | 0.243 | 0.514 | 0.591 | 0.516 | 0.342 |
| 5 | 0.246 | 0.378 | 0.543 | 0.554 | 0.427 |
| 6 | -0.399 | -0.293 | -0.157 | 0.078 | 0.156 |
| 7 | 0.104 | 0.193 | 0.216 | 0.168 | 0.286 |
| 8 | 0.081 | 0.623 | 0.692 | 0.679 | 0.361 |
| 9 | -0.417 | 0.054 | 0.139 | 0.162 | -0.147 |
| 10 | 0.014 | 0.028 | 0.032 | 0.006 | 0.172 |
| 11 | 0.238 | 0.277 | 0.275 | 0.224 | 0.254 |
| 12 | -0.422 | -0.225 | -0.044 | -0.006 | 0.062 |
| 13 | -0.048 | -0.027 | -0.028 | -0.032 | 0.488 |
| 14 | 0.055 | 0.089 | 0.211 | 0.320 | 0.230 |
| 15 | 0.044 | 0.131 | 0.148 | 0.073 | 0.341 |
| Moyenne | -0.021 | 0.125 | 0.185 | 0.201 | 0.222 |

Du tableau 3, on observe les corrélations entre les séries de consommation réelles et les séries de consommation calculées à

partir des livraisons. Les corrélations pour une fréquence de coupure de 1 (c.-à-d. sans filtrage) sont en moyenne nulles. Ce résultat est attendu étant donnée la nature intermittente des séries de livraison originales. Or, à mesure que la fréquence de coupure du filtre passe-bas diminue, c.-à-d. que moins de composantes fréquentielles sont utilisées pour calculer la série de la consommation, la corrélation entre les deux séries augmente. En somme, nous pouvons affirmer que pour cet échantillon le contenu fréquentiel à basse fréquence de la série des livraisons est mieux corrélé à la série de la consommation que la série entière.

Tableau 4. Corrélations entre les séries de consommation filtrées et les séries de consommation calculées à partir des livraisons pour différentes valeurs de fréquence de coupure

| Client | Fréquence de coupure | | | | |
|---------|----------------------|--------|--------|--------|-------|
| | 1 | 1/2 | 1/3 | 1/5 | 1/15 |
| 1 | 0.084 | 0.104 | 0.098 | 0.457 | 0.958 |
| 2 | -0.181 | -0.061 | 0.059 | 0.243 | 0.943 |
| 3 | 0.026 | 0.180 | 0.326 | 0.466 | 0.974 |
| 4 | 0.243 | 0.633 | 0.768 | 0.904 | 0.987 |
| 5 | 0.246 | 0.468 | 0.720 | 0.836 | 0.975 |
| 6 | -0.399 | -0.295 | -0.109 | 0.096 | 0.973 |
| 7 | 0.104 | 0.206 | 0.239 | 0.190 | 0.596 |
| 8 | 0.081 | 0.716 | 0.856 | 0.961 | 0.996 |
| 9 | -0.417 | 0.220 | 0.451 | 0.675 | 0.992 |
| 10 | 0.014 | 0.009 | 0.072 | -0.020 | 0.797 |
| 11 | 0.238 | 0.325 | 0.340 | 0.386 | 0.789 |
| 12 | -0.422 | -0.150 | -0.107 | 0.035 | 0.931 |
| 13 | -0.048 | -0.028 | -0.023 | 0.006 | 0.864 |
| 14 | 0.055 | 0.147 | 0.380 | 0.598 | 0.431 |
| 15 | 0.044 | 0.145 | 0.149 | 0.128 | 0.797 |
| Moyenne | -0.022 | 0.175 | 0.281 | 0.397 | 0.867 |

Dans le tableau 4, on observe les corrélations entre les séries de consommation filtrées et les séries de consommation calculées à partir des livraisons. Les corrélations pour une fréquence de coupure 1 sont identiques que celles au tableau 3. Ceci est attendu puisque pour une fréquence de coupure de 1 pour un filtre passe-bas reproduit le signal original. Tout comme au tableau 3, à mesure que la fréquence de coupure diminue, la corrélation entre les deux séries augmente. L'ajout du filtre sur la série de la consommation réelle augmente nettement les résultats obtenus. On peut même observer des relations univoques pour certains clients à une fréquence de coupure de 1/15. En somme, nous pouvons affirmer que pour cet échantillon le contenu fréquentiel à basse fréquence de la série des livraisons est très corrélé au contenu fréquentiel à basse fréquence de la série de la consommation réelle.

5.5 Catégorisation des séries la consommation

À partir du Tableau 3, on peut aussi observer deux phénomènes supplémentaires. Pour certains clients, la corrélation augmente puis diminue à mesure que la fréquence de coupure diminue (ex. clients 5, 8). Alors que pour la majorité des clients, la corrélation a tendance à augmenter avec la fréquence (ex. client 7) ou bien la corrélation est forte uniquement pour la dernière fréquence de coupure du tableau (ex. client 6).

Pour tenter d'interpréter ces deux phénomènes, nous avons superposé les graphiques des séries de la consommation calculée, filtrée et réelle. Ces graphiques sont présentés à la Figure 3 le client 6 et pour une fréquence de coupure de 1/15 et à la Figure 4 le client 8 et pour une fréquence de coupure 1/3.

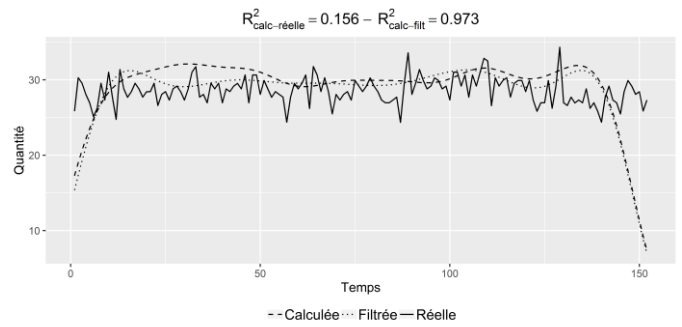


Figure 3. Client 6 - Séries des consommations calculée et réelle : une consommation dite « statique » $f_c = 1/15$

On observe pour le client 6 que la consommation réelle est très régulière dans le temps, relativement à la moyenne de la consommation. Ainsi, pour bien modéliser ce type de client, il est idéal de n'utiliser que les basses fréquences. Ce qui justifie le choix d'une petite fréquence de coupure pour le filtre. Nous appelons ce profil de consommation « statique » puisqu'il montre très peu de variation temporelle rapide.

Par contre, on note une limitation importante de ce type de filtre. Il y a des effets de bords importants dans la série de la consommation calculée et filtrée. En effet, ce phénomène apparaît lorsque très peu de fréquences sont utilisées pour modéliser un signal avec un filtre simple de type Butterworth.

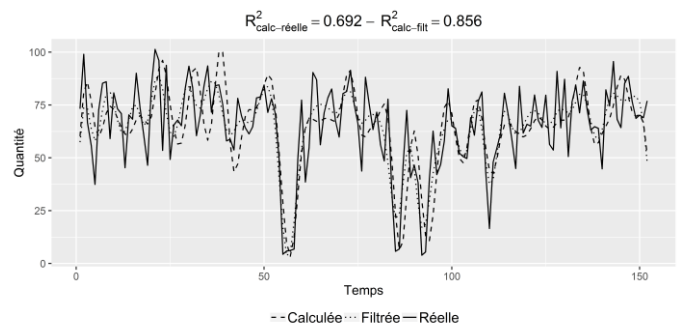


Figure 4. Client 8 - Séries des consommations calculée et réelle : une consommation dite « dynamique » $f_c = 1/3$

Pour le client 8, on observe que la consommation réelle est très irrégulière avec beaucoup de changements à courte durée. Ainsi pour arriver à modéliser ce type de série, il faut utiliser une plus grande quantité de hautes fréquences. Ainsi, la fréquence de coupure du filtre doit être plus élevée. Nous nommons ce profil de consommation « dynamique ». En somme, l'analyse en fréquence proposée permet de distinguer les différents profils de client.

6 CONCLUSION

6.1 Contributions

Cet article propose une méthode pour transformer une série intermittente de demande en une série standard pour une même échelle de temps. Cette transformation est justifiée par le lien entre la série transformée de la demande et la vraie série de la consommation du client. Cette méthode repose sur l'utilisation d'un filtre passe-bas. Il apparaît que plus la fréquence de coupure du filtre-bas diminue plus l'indice de corrélation entre la série transformée de la demande et la série de la consommation augmente. La corrélation est améliorée si la même transformation est effectuée sur la série de la consommation. Ainsi, les habitudes de consommation des

clients peuvent être classifiées selon deux catégories et que les méthodes de traitement de la série de la demande doivent en tenir compte.

6.2 Limites

Notre analyse en fréquence s'est limitée à l'utilisation d'un filtre polynomial d'ordre 5 pour 5 fréquences de coupure. L'optimal de ces paramètres n'a pas été recherché pour chaque client. Il permet tout de même de distinguer entre 2 comportements qualitatifs de consommation a posteriori. Le cas d'étude présenté s'insère dans un contexte VMI où le fournisseur est responsable de l'approvisionnement au niveau du client et possède de l'information externe sur la consommation du produit au niveau du client. Le contexte industriel est de vente de matière première. Les hypothèses posées sur les séries analyses sont que les séries temporelles de la demande sont intermittente et que les séries de la consommation sont standards et stationnaires. L'hypothèse de départ porte sur le lien entre ces deux séries à basse fréquence.

6.3 Perspectives

Le cadre de ce travail porte sur la prédiction de la demande dans une chaîne logistique. Il vise à combler le manque de lien entre les méthodes de prédictions de série intermittentes par transformation fréquentielle et la réalité industrielle de la consommation de stock d'un client. Il est envisagé d'obtenir plus de données pour permettre une analyse des séries temporelles à longue durée pour ressortir l'effet des caractéristiques saisonnières et stationnaires.

La prochaine étape de cette étude sera de relier le traitement de la série de la demande aux méthodes de prédiction de la demande intermittente, telles que décrites dans la revue de littérature. Ainsi, une comparaison empirique des résultats sera possible. De plus, une méthode systématique pour déterminer l'habitude de consommation d'un client, étudié a priori, améliorerait nettement le pouvoir prédictif de la méthode et permettrait aussi de comprendre comment la consommation se traduit dans la demande.

Ce travail ouvre aussi la possibilité d'étudier les méthodes de prédictions sous l'angle de la caractérisation de la demande. Ainsi, les méthodes courantes pourraient être ancrées dans la réalité de la consommation du client. Ceci permettra de développer un modèle de prédiction adapté à chaque type de profil de consommation.

7 REMERCIEMENTS

Les auteurs aimeraient remercier notre partenaire industriel ainsi que le Conseil de Recherche en Sciences Naturelle et en Génie du Canada (CRSNG) pour le financement sous le projet RDCPJ 492021-15 et tout autre support pour cette recherche. Les auteurs remercient Paul Murray pour toute son aide au cours de ce projet.

8 REFERENCES

Acar, Y., E. S. Gardner (2012). Forecasting Method Selection in a Global Supply Chain. *International Journal of Forecasting* 28(4): 842-848.

Achabal, D. D., S. H. McIntyre, S. A. Smith, K. Kalyanam (2000). A Decision Support System for Vendor Managed Inventory. *Journal of retailing* 76(4): 430-454.

Bacchetti, A., N. Saccani (2012). Spare Parts Classification and Demand Forecasting for Stock Control: Investigating the Gap between Research and Practice. *Omega* 40(6): 722-737.

Bartezzaghi, E., R. Verganti, G. Zotteri (1999). A Simulation Framework for Forecasting Uncertain Lumpy Demand. *International Journal of Production Economics* 59(1-3): 499-510.

Bloomfield, P. (2004). *Fourier Analysis of Time Series: An Introduction*, John Wiley & Sons.

Boylan, J. E., A. A. Syntetos (2010). Spare Parts Management: A Review of Forecasting Research and Extensions. *IMA Journal of Management Mathematics* 21(3): 227-237.

Butterworth, S. (1930). On the Theory of Filter Amplifiers. *Wireless Engineer* 7(6): 536-541.

Chopra, S., P. Meindl (2007). *Supply Chain Management. Strategy, Planning & Operation*, Springer.

Croston, J. D. (1972). Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. *Operational Research Quarterly (1970-1977)* 23(3): 289-303.

de Melo Menezes, B. A., D. de Siqueira Braga, B. Hellingrath, F. Buarque de Lima Neto (2015). An Evaluation of Forecasting Methods for Anticipating Spare Parts Demand. 2015 Latin America Congress on Computational Intelligence (LA-CCI), 13-16 Oct. 2015, Piscataway, NJ, USA, IEEE.

Fildes, R., C. Beard (1992). Forecasting Systems for Production and Inventory Control. *International Journal of Operations & Production Management* 12(5): 4-27.

Fumi, A., A. Pepe, L. Scarabotti, M. M. Schiraldi (2013). Fourier Analysis for Demand Forecasting in a Fashion Company. *International Journal of Engineering Business Management* 5.

Hamming, R. W. (1989). *Digital Filters*, Courier Corporation.

Holweg, M., S. Disney, J. Holmström, J. Småros (2005). Supply Chain Collaboration: Making Sense of the Strategy Continuum. *European Management Journal* 23(2): 170-181.

Jalil, M. N., R. A. Zuidwijk, M. Fleischmann, J. A. van Nunen (2011). Spare Parts Logistics and Installed Base Information. *Journal of the Operational Research Society* 62(3): 442-457.

Janvier-James, A. M. (2012). A New Introduction to Supply Chains and Supply Chain Management: Definitions and Theories Perspective. *International Business Research* 5(1): 194-207.

Jin, Y., B. D. Williams, T. Tokar, M. A. Waller (2015). Forecasting with Temporally Aggregated Demand Signals in a Retail Supply Chain. *Journal of Business Logistics* 36(2): 199-211.

Jung, S., T. Chang, E. Sim, J. Park (2005). Vendor Managed Inventory and Its Effect in the Supply Chain. *Systems Modeling and Simulation: Theory and Applications*. D.-K. Baik, Springer Berlin Heidelberg, 3398: 545-552.

King, R. G., S. T. Rebelo (1993). Low Frequency Filtering and Real Business Cycles. *Journal of Economic Dynamics and Control* 17(1): 207-231.

Koopmans, L. H. (1995). *The Spectral Analysis of Time Series*, Academic press.

Kourentzes, N., F. Petropoulos, J. R. Trapero (2014). Improving Forecasting by Estimating Time Series Structural Components across Multiple Frequencies. *International Journal of Forecasting* 30(2): 291-302.

Lee, H. L., V. Padmanabhan, S. Whang (1997). Information Distortion in a Supply Chain: The Bullwhip Effect. *Management science* 43(4): 546-558.

- Mukhopadhyay, S., A. O. Solis, R. S. Gutierrez (2012). The Accuracy of Non-Traditional Versus Traditional Methods of Forecasting Lumpy Demand. *Journal of Forecasting* 31(8): 721-735.
- Murray, P. W., B. Agard, M. A. Barajas (2015). Forecasting Supply Chain Demand by Clustering Customers. *IFAC-PapersOnLine* 48(3): 1834-1839.
- Oladebeye, D., O. Ejiko (2016). Development of Fourier Series Forecasting Model for Predicting Selected Company Sales Volume. *SEEM RESEARCH AND DEVELOPMENT JOURNAL* 1(1): 42-53.
- Petropoulos, F., N. Kourentzes (2015). Forecast Combinations for Intermittent Demand. *J Oper Res Soc* 66(6): 914-924.
- Petropoulos, F., N. Kourentzes, K. Nikolopoulos (2016). Another Look at Estimators for Intermittent Demand. *International Journal of Production Economics* 181, Part A: 154-161.
- Prestwich, S. D., S. A. Tarim, R. Rossi, B. Hnich (2014). Forecasting Intermittent Demand by Hyperbolic-Exponential Smoothing. *International Journal of Forecasting* 30(4): 928-933.
- Proakis, G., D. Manolakis (1992). *Digital Signal Processing. Principles, Algorithm, and Applications*, New York Macmillan Publishing Company.
- Rexhausen, D., R. Pibernik, G. Kaiser (2012). Customer-Facing Supply Chain Practices—the Impact of Demand and Distribution Management on Supply Chain Success. *Journal of Operations Management* 30(4): 269-281.
- Romeijnnders, W., R. Teunter, W. van Jaarsveld (2012). A Two-Step Method for Forecasting Spare Parts Demand Using Information on Component Repairs. *European Journal of Operational Research* 220(2): 386-393.
- Rostami-Tabar, B., M. Z. Babai, A. Syntetos, Y. Ducq (2013). Demand Forecasting by Temporal Aggregation. *Naval Research Logistics (NRL)* 60(6): 479-498.
- Subramani, M. (2004). How Do Suppliers Benefit from Information Technology Use in Supply Chain Relationships? *Mis Quarterly*: 45-73.
- Syntetos, A. (2001). *Forecasting of Intermittent Demand*, Brunel University.
- Syntetos, A. A., Z. Babai, J. E. Boylan, S. Kolassa, K. Nikolopoulos (2016). Supply Chain Forecasting: Theory, Practice, Their Gap and the Future. *European Journal of Operational Research* 252(1): 1-26.
- Syntetos, A. A., J. E. Boylan, J. Croston (2005). On the Categorization of Demand Patterns. *Journal of the Operational Research Society* 56(5): 495-503.
- Syntetos, A. A., M. Zied Babai, E. S. Gardner Jr (2015). Forecasting Intermittent Inventory Demands: Simple Parametric Methods Vs. Bootstrapping. *Journal of Business Research* 68(8): 1746-1752.
- Verganti, R. (1997). Order Overplanning with Uncertain Lumpy Demand: A Simplified Theory. *International Journal of Production Research* 35(12): 3229-3248.
- Willemain, T. R., C. N. Smart, J. H. Shockor, P. A. DeSautels (1994). Forecasting Intermittent Demand in Manufacturing: A Comparative Evaluation of Croston's Method. *International Journal of Forecasting* 10(4): 529-538.
- Williams, B. D., M. A. Waller (2010). Creating Order Forecasts: Point-of-Sale or Order History? *Journal of Business Logistics* 31(2): 231-251.