

Vers une évaluation des méthodes de prévision de la faible demande en pièces de rechange par des critères de gestion des stocks

LAZRAC Adnane
adnane.lazrak@mines-nantes.fr

Résumé : Les politiques de gestion des stocks en pièces de rechange se basent sur la prévision de la demande, cette dernière est souvent faible surtout lorsque la base installée est faible et donc difficile à estimer avec les méthodes dites classiques. De nouvelles méthodes ont été proposées dans la littérature pour réduire l'erreur prévisionnelle de cette typologie de demande, dont notamment les variantes de la méthode de Croston, qui utilisent une prévision double de la quantité et de l'intervalle. L'évaluation de performances de ces méthodes se base sur des comparaisons avec des mesures de précision classiques reflétant une performance statistique. L'objectif de cette communication est de proposer de nouvelles mesures de performance adaptées à la gestion des stocks. Après une revue bibliographique, une comparaison de plusieurs approches classiques de prévision est présentée sur données réelles provenant du contexte industriel d'intérêt.

Mot clés : Prévision de la demande en pièces de rechange, faible demande, gestion des stocks, mesures de précision.

Collaborations : IRCCyN, DAP de l'école des Mines de Nantes, General Electric Healthcare, ANRT.

1 Motivation industrielle

La problématique traitée dans cet article est liée aux difficultés réelles que rencontre la chaîne logistique des pièces de rechange à estimer la demande avec l'objectif de relever le défi de l'optimisation d'inventaire tout en améliorant le niveau de service de ses clients. Pour notre cas d'étude, il s'agit de la branche médicale de General Electric leader mondial dans la haute technologie créée par Thomas Edison.... Le corps de métier de cette branche est la fabrication, le développement et la production des systèmes médicaux (scanners, IRM...). Après la vente de ses produits à travers le monde, elle propose un ensemble de services dont la maintenance de ses équipements. La maintenance consiste ici aux remplacements de pièces défectueuses. Etant donné l'éloignement et la dispersion géographique de ses clients, GE-Healthcare se doit de maîtriser l'ensemble de la chaîne logistique des pièces de rechange couvrant l'approvisionnement, les entrepôts intermédiaires de stockage jusqu'à la distribution, avec l'objectif que le technicien de maintenance, pour son intervention, aura à disposition la bonne pièce au bon moment, à l'endroit le plus proche possible tout en réduisant les coûts et en respectant les exigences de qualité et douanières. Pour se faire et dans un souci de haute disponibilité de ses pièces, GE-Healthcare peut s'appuyer sur l'ensemble de son réseau d'entrepôts, des solutions de transport et une organisation des flux logistiques efficaces centrés sur des valeurs telles que le « risk pooling » et le partage d'information.

Pour la majorité des décisions de planification, le département en charge de la distribution de ces pièces de rechange utilise un logiciel commercial qui génère un ensemble de recommandations pour les responsables d'approvisionnement. Bien que sa logique et ses propositions semblent fiables dans des contextes classiques de forte demande, ils le sont moins lorsque la demande présente une forte variabilité et plus encore lorsque celle-ci est faible. Cela représente presque 15.000 références avec une demande annuelle inférieure à 12. Le manque de fiabilité de ces estimations se traduit par des stocks surdimensionnés ou encore des ruptures de contrat à gérer dans l'urgence. Trop souvent, ceci a conduit à la définition d'une politique de gestion des stocks non optimale, à savoir une surestimation du stock de sécurité avec une logique de réapprovisionnement, dès que le stock sera en-dessous de ce seuil. Cette politique est non optimale dans le sens où elle génère des stocks inutiles et est peu réactive à la variabilité de la demande. Ce manque de réactivité vis-à-vis de l'aléa est fort coûteux au vu des longs délais d'acheminement des pièces chez le client en cas de rupture dans le réseau. Ceci nous a motivés pour chercher à améliorer les pratiques de prévision dans cette catégorie.

2 Revue bibliographique

Bien qu'a priori elle semble n'être qu'un cas particulier de la gestion de la chaîne logistique, celle des pièces de rechange a reçu un intérêt particulier et concentrée dans une littérature indépendante. [1] en détaille les caractéristiques particulières. Les points différenciant sont principalement une gestion tirée par les politiques de maintenance plutôt que par l'utilisation et le besoin client, des coûts de pénurie de stock difficilement estimables, en associant des risques d'obsolescence, de cannibalisme et de dépendances des pannes ...

Par ailleurs, les politiques classiques de gestion des stocks se basent sur l'estimation de la demande reposant généralement sur un fort flux de demandes alors que la prévision de la demande est la clé pour la gestion des opérations en pièces de rechange [2]. Cependant, cette prévision reste délicate [3] cela étant essentiellement due à des caractéristiques

supplémentaires par rapport aux cas classiques en présentant d'une part un pourcentage important de périodes à demande nulle, d'autre part, de longs délais sans demande et enfin, lorsque cette demande arrive, elle est très variable [4].

Dans une première section, nous présenterons les différentes classifications de la demande faible rencontrées dans la littérature, dans une seconde sous-section les principales méthodes de prévision associées et pour finir, les indicateurs de performance dédiés à la prévision de la faible demande.

2.1 Classification de la faible demande

S'appuyant sur les caractéristiques supplémentaires décrites précédemment, [4] a proposé des indicateurs permettant de classer les différents types de demande faible, afin de déterminer pour chaque classe de demande, les méthodes de prévisions les plus adaptées. Ainsi, nous retrouvons :

- Le seuil d'intermittence (ADI) correspondant au temps moyen entre l'apparition de deux demandes non nulles
- Le coefficient de variabilité (CV) qui représente la variabilité de la demande

En utilisant ces deux indicateurs, [4] a proposé une classification des différents types de demande. Cependant, cette classification a été affinée dans les travaux de [3] qui intègrent un indicateur représentant la corrélation entre les demandes nulles et [5] qui prend en compte les périodicités temporelles de la prévision ainsi que le type de maintenance qui peut générer la demande.

2.2 Méthodes de prévision pour la faible demande

[6] a montré que dans le cas d'une faible demande, les méthodes usuelles de prévision étaient très peu efficaces. Aussi des méthodes plus spécifiques ont été introduites. Ces méthodes peuvent être classées en deux grandes familles : les méthodes dites paramétriques d'une part et les méthodes dites non paramétriques d'autre part.

Parmi les méthodes paramétriques, la méthode de Croston émerge en termes d'efficacité [6]. Cette dernière s'appuie sur deux phases reprenant les indicateurs vus précédemment : la première phase s'appuie sur la détermination d'une estimation de la prévision de la demande en quantité en utilisant un lissage exponentiel à partir de la demande moyenne constatée, la seconde sur une estimation de l'intervalle moyen entre l'apparition de deux demandes. Cependant, Syntetos et Boylan [7] prouve que cette méthode comporte un biais et en propose un correctif dans [3]. Dans [7] ils introduisent également une variante de cette méthode, qu'ils appellent SBA pour Syntetos & Boylan Approximation et qui apporte également un correctif à ce même biais. Cette variante est alors adaptée dans le cas de prise en compte de caractéristiques techniques particulières telles que l'obsolescence [8] ou encore la détermination de la prévision de la demande d'un ensemble par la prévision de la demande de ses composants [9]. Concernant les méthodes dites non paramétriques, on retrouve essentiellement les méthodes de « bootstrap » [10] qui se base sur un processus markovien avec estimation des probabilités de transition entre demande nulle et non nulle ou encore de réseaux de neurones [11] (utilisant une approche d'auto-apprentissage à travers des fonctions de combinaison entre les vecteurs d'entrée et de sortie).

2.3 Mesures de précision des méthodes de prévision de la faible demande

La plupart des articles décrits dans la section précédente, évaluent la performance de la méthode proposée par comparaison avec les méthodes classiques sur la base des mesures de précision classiques suivantes :

- La Mean Squared Error (MSE)

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (F_i - D_i)^2}{N}$$

- La Mean Absolute Deviation (MAD)

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^N |F_i - D_i|}{N}$$

- La Mean Absolute Percent Error (MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^N \left| \frac{F_i - D_i}{D_i} \right|}{N} \times 100\%$$

Avec D_i correspond à la demande à la période i , F_i la prévision pour la période i en utilisant l'historique de la demande jusqu'à la période $i-1$ et N le nombre de périodes de comparaison avec l'historique.

[12] précise que le choix de la mesure n'est pas neutre et impacte lourdement la qualité de la comparaison. Cependant [13] souligne l'inadéquation des mesures classiques dans le cas des faibles demandes et propose de nouvelles mesures plus spécifiques et [14] propose une classification de l'ensemble des mesures de prévision en intégrant ces dernières dans le cas d'une faible demande. Malgré tout, on peut remarquer que ces mesures paraissent peu performantes eu égard au problème de gestion de stock vu qu'elles ne différencient pas les erreurs de prévision par excès ou par défaut, informations capitales pour une bonne gestion des stocks. Le paragraphe suivant se propose donc de donner des pistes pour de nouvelles mesures intégrant ces caractéristiques.

3 Mesures de précision des méthodes de prévision pour la gestion des stocks

Dans cette partie, nous présentons deux nouvelles mesures permettant d'intégrer les problématiques de gestion des stocks. La première prend en compte les aspects quantitatifs de la prévision de la demande alors que la seconde intègre l'information sur les temps d'approvisionnement

3.1 Mesure pour l'orientation de la chaîne logistique

La majorité des mesures de précision sont des mesures au carré ou à la valeur absolue ce qui a l'avantage est d'éviter les effets de compensation des erreurs positives par des erreurs négatives. Cependant, ces indicateurs ne permettent pas de savoir si la méthode a tendance à surestimer ou sous-estimer la demande. Or ce type d'informations est important dans le cas de la gestion des stocks.

Nous définissons donc une nouvelle mesure prenant en compte les orientations managériales de la chaîne logistique de la façon suivante :

Dans le cas d'une chaîne logistique où l'un des objectifs majeurs est la réduction des coûts, alors il paraît naturel de réduire au maximum la surestimation de la demande ou, pour le moins, la quantifier finement afin de pouvoir agir sur les niveaux de stock de sécurité. Aussi nous définissons une composante Mean Positive Error (MPE) de la manière suivante

$$MPE = \frac{\sum_{i=1}^N (PE_i)^2}{N} \text{ où } PE_i = \max(0, F_i - D_i)$$

Si, au contraire, l'objectif de la chaîne logistique est la continuité du service, alors une sous-estimation de la demande peut être tout à fait néfaste (car elle pourra engendrer des pénuries donc des backorders). Alors nous définissons une seconde composante Mean Negative Error (MNE) ainsi

$$MNE = \frac{\sum_{i=1}^N (NE_i)^2}{N} \text{ où } NE_i = \max(0, D_i - F_i)$$

La mesure IOE (Inventory Orientation Error) que nous définissons est alors une combinaison convexe de ces deux composantes dont les poids vont varier selon la stratégie managériale prépondérante $IOE = \alpha \times MPE + \beta \times MNE$ avec $\alpha + \beta = 1$ et $\alpha > \beta$ si la stratégie est orientée coût, $\beta > \alpha$ si la stratégie est plutôt orientée service.

3.2 Mesures intégrant l'information sur le temps d'approvisionnement

Dans la majorité de mesures rencontrées dans la littérature, on constate que ces dernières se basent sur une seule période de prévision. Or, lorsqu'une commande est passée, la quantité demandée couvre largement plus d'une période : en effet, le délai d'approvisionnement excède souvent la période alors, pour éviter la pénurie, les demandes pouvant arriver durant le délai d'approvisionnement (Lead Time Demand, LTD) doivent être prises en compte. Les mesures de la littérature ne prennent pas en compte cette spécificité pourtant essentielle, c'est pourquoi nous proposons une nouvelle mesure : Lead Time Forecast Error (LTFE) calculer de la manière suivante, dans lequel LT représente le Lead Time (donnée supposée connue).

$$LTFE = \frac{\sum_{i=1}^N ((F_i \times LT) - \sum_{t=0}^{LT-1} D_{i+t})^2}{N}$$

4 Résultats

Dans cette partie nous allons comparer les mesures précédemment décrites sur des données réelles, couvrant ensemble de 500 références pour une catégorie de pièces ayant une demande annuelle moyenne entre 8 et 12 (donc considérée comme faible).

On utilise des prévisions à la maille mensuelle, basé sur un historique de demande de 36 mois pour le calcul des prévisions et 24 mois pour la comparaison, laissant ainsi 12 mois pour la stabilité des modèles.

Les mesures que nous allons comparer sont MSE, IOE1 ($\alpha=0.7$, $\beta=0.3$), IOE2 ($\alpha=0.3$ et $\beta=0.7$), LTFE avec LT=3mois. Pour établir le test, nous utiliserons pour chaque mesure les méthodes de prévision suivante : la moyenne mobile, le lissage simple, la méthode de Croston et la méthode de Syntetos & Boylan Approximation (SBA). Le tableau 1 synthétise les résultats obtenus.

Méthode de prévision	% Pièces par MSE	% Pièces par IOE1	% Pièces par IOE2	% Pièces par LTFE
Moyenne Mobile	6.4	14.4	27	33
Lissage simple	3.8	1.2	5	9.6
Méthode Croston	26.6	14	43	18.8
Méthode SBA	63.2	70.4	25	38.6

Tableau1 : les résultats pour chacune des mesures

En première analyse, il ressort la méthode SBA obtient les meilleurs résultats pour 3 mesures sur 4. On remarque que cette dernière a tendance à moins sur-estimer la demande (grâce à notre mesure IOE1) et sera donc plus adapté au cas où les objectifs managériaux de la chaîne logistique visent le moindre coût. Par contre, on peut remarquer que dans le cas où la continuité de service doit être la priorité, la méthode de Croston semble la plus adaptée puisqu'elle réalise le meilleur score avec la mesure IOE2 (elle a tendance à ne pas sous-estimer la demande). On remarque également un meilleur score obtenu par la moyenne mobile, la méthode par lissage simple restant très en deçà en termes de performance mesurée.

Un autre enseignement important de ces résultats est la nécessité de bien choisir la mesure de performance en fonction des objectifs managériaux de la chaîne logistique. En effet, selon ceux-ci, on peut voir que Croston ou SBA peuvent se montrer plus ou moins efficaces.

5 Conclusion et perspectives

Bien que la majorité des travaux sur la faible demande ait été réalisée dans un contexte de gestion des stocks, l'évaluation restait paradoxalement indépendante de ces problématiques. Nous avons donc proposé de nouvelles mesures permettant de prendre en compte d'une part les objectifs managériaux de la chaîne logistique, d'autre part les délais d'approvisionnement, permettant donc de combler cette lacune. Cependant, il ne s'agit pas de se servir d'une mesure pour classer les différentes méthodes de prévision et sélectionner celle qui semblerait la plus efficace mais bien de choisir la bonne mesure et d'utiliser toutes les méthodes de prévision.

Concernant la mesure LTFE, une seule valeur pour le Lead Time a été utilisé pour l'ensemble des références, une perspective intéressante serait alors de permettre l'utilisation de plusieurs délais d'approvisionnement et de mesurer l'impact de cette variabilité sur les performances des méthodes de prévision. Concernant la mesure IOE, il pourrait être intéressant de trouver une méthode permettant de lier les pondérations utilisées entre les deux composantes et des arguments de coûts logistiques ce qui permettrait même, à terme, d'établir un lien entre stratégie de gestion des stocks et méthodes de prévision. Dans la même veine, en fixant la même politique de gestion des stocks et en variant les méthodes de prévision, la simulation du comportement de chacune sur l'historique pourra permettre de mesurer l'impact Coût/Backorder : des travaux pourraient être entrepris dans cette voie. Enfin un test sur un plan d'expérience plus grand, sur des références avec des quantités de demande plus faibles, la liaison avec les travaux de classification, l'intégration d'autres méthodes de prévision de la littérature et la comparaison avec d'autres mesures de précision dont ceux adaptées à la faible demande de [13] semble être une continuité logique de ce travail.

Cette thèse Cifre s'inscrit dans un contexte plus général de gestion des stocks pour des pièces de rechanges, notamment à faible rotation. Outre le rôle important des prévisions, la politique de gestion de stock revêt donc une importance capitale, les deux problématiques étant intimement liées. C'est pour cela que nous travaillons actuellement à l'élaboration de politiques de stock à rationnement qui permettent de prioriser les clients en fonction de leur niveau de contrat.

Références

- [1] Kennedy WJ, Wayne Patterson J and Fredendall LD. An overview of recent literature on spare parts inventories. *International Journal of Production Economics*, 76 (2): 201–215, 2002
- [2] Boone, C.A., Graighead, C.W. and Hanna, J.B. Critical challenges of inventory management in service parts supply: A Delphi study. *Operations Management Research* 1: 31–39, 2008
- [3] Varghese V, Rossetti M. A classification approach for selecting forecasting techniques for intermittent demand. *In proceedings of the Industrial engineering research conference*, 2008
- [4] Syntetos AA, Boylan JE and Croston JD. On the categorization of demand patterns. *Journal of the Operational Research Society*, 56 (5): 495–503, 2005
- [5] Ghobbar AA., Friend CH. Evaluation of forecasting methods for intermittent parts demand in the field of aviation: a predictive model. *Computers & Operation research*, 30: 2097–2114, 2003
- [6] Croston JD. Forecasting and stock control for intermittent demands. *Journal of the Operational Research Society*, 23 (3):289–303, 1972.
- [7] Syntetos A.A, Boylan JE, On the Bias of Intermittent Demand Estimates. *International Journal of Production Economics*, 71 (1-3): 457–466, 2001.
- [8] Teunter, R.H., Syntetos, A.A., Zied Babai, M., Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence, *European Journal of Operational Research*, 214 (3): 606–615, 2011
- [9] Romeijnnders, W., Teunter, R.H., Van Jaarsveld, W., A two-step method for forecasting spare parts demand using information on component repairs, *European Journal of Operational Research*, 220 (2): 386–393, 2012.
- [10] Willemain, T.R., Smart, C.N., Schwarz, H.F. A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories, *International Journal of Forecasting*, 20 (3): 375–387, 2004.
- [11] Nasiri Pour A., Rotami Tabar, B., Rahimzadeh, A., A Hybrid Neural Network and Traditional Approach for Forecasting Lumpy Demand, *World academy of Science, Engineering and Technology*, 40: 384–390, 2008
- [12] Teunter RH, Dundan L. Forecasting intermittent demand: a comparative study. *Journal of the operational research society*, 60: 321–329, 2009.
- [13] Syntetos AA, Boylan JE. The Accuracy of Intermittent Demand Estimates, *International Journal of Forecasting*, 21 (2): 303 – 314, 2005
- [14] Hyndman RJ, Koehler AB. Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22 (4): 679–688, 2006