

Comment choisir un modèle de prévision approprié dans un contexte industriel

Thibault Hubert¹, Chengbin Chu¹, Zied Jemai¹

Laboratoire Génie Industriel ; Ecole Centrale Paris ; Grande voie des vignes, F-92295 Paris, France
{thibault.hubert, chengbin.chu, zied.jemai}@ecp.fr

Mots-Clés : *prévision, incertitude prévisionnelles, modèles de prévisions .*

1 Introduction et problématique

Le rôle de la prévision de la demande est crucial du fait de son implication dans l'ensemble du processus industriel et financier de l'entreprise. La problématique pour un industriel est de choisir le modèle de prévision adapté à chacun des produits constituant son portefeuille dans un temps minimum et avec une qualité maximale. La méthode couramment utilisée dans l'industrie est de tester chaque modèle inclus dans le progiciel de prévision. Cette méthode peut nécessiter des temps de calculs prohibitifs dans le cas où un grand nombre de références existe. Ce travail propose une nouvelle méthodologie permettant d'apporter rapidité de calcul et qualité de prévision.

2 Revue de littérature

Les nombreux modèles élaborés peuvent être regroupés en deux catégories. La première classe concerne le jugement et les études de marchés [3]. La deuxième classe de modèles concerne les méthodes basées sur des données réelles. Cette classe peut encore être scindée en deux : modèles causaux et modèles basés sur l'historique [1]. Une comparaison des prévisions obtenues paraît nécessaire pour confronter ces modèles. Pour ce faire, l'utilisation d'indicateurs de performance normalisés est classique. Afin d'avoir un choix robuste, nous utiliserons les quatre indicateurs les plus courants (Mean Error ; Mean Squared Error ; Mean Absolute Deviation ; Mean Absolute Percentage Error). [2]

3 Présentation de la méthode

Pour répondre à la problématique industrielle, certains progiciels de prévision ont catégorisé les demandes des produits en différentes classes (e.g. lisse, tendance, saisonnalité,...). Une fois la demande du produit catégorisée, un modèle pré-défini correspondant à sa classe lui est appliqué. Le problème de cette catégorisation tient dans son caractère arbitraire, sa rigidité et sa non remise en cause au cours de la vie du produit. A partir de ces constatations, notre étude vise à proposer une méthode de choix de modèle permettant une prévision plus réactive et de meilleure qualité sans dégrader le temps de calcul. Cette méthode (figure 1) s'appuie sur plusieurs étapes. La première consiste en la définition des catégories (1). A chaque catégorie sont affectés les deux, trois ou quatre modèles de prévision les plus adaptés (2). Une optimisation générique est alors possible en fonction du type de demande de la catégorie (3). La catégorisation du produit s'effectue par une analyse de la demande et sa classification (4). Une seconde optimisation est alors réalisée afin d'améliorer encore la prévision (5) qui est alors réalisée (6). En $t + 1$, celle-ci est comparée à la demande réelle (7) et validée ou non (8). En cas de validation, la prévision pour $t + 1$ est calculée (9), sinon une analyse de la demande est

relancée (10) avec optimisation spécifique (11) suivie du calcul de la prévision (12). Dans un souci de concision, nous ne présenterons que la catégorisation initiale.

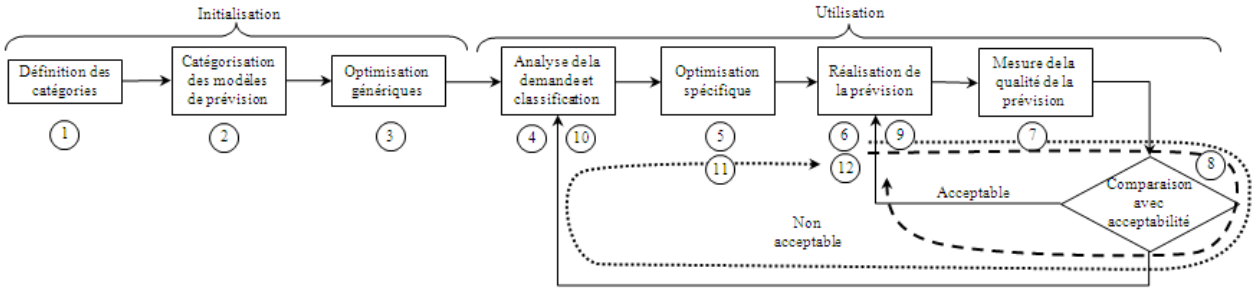


FIG. 1 – Algorithme général de prévision

Présentation de la catégorisation initiale

Notre définition des catégories repose sur le même principe que les progiciels de prévision. Les améliorations portent sur une meilleure définition et une meilleure distinction des catégories. Une distinction initiale est rajoutée entre les demandes continues et les demandes discontinues. Une deuxième amélioration est apportée par l’ajout d’une catégorie représentant les demandes fortement liées à un ou plusieurs paramètres extérieurs. Enfin, les catégories sont scindées en deux sous-classes en fonction du coefficient de variation (C.V.) de la demande traitée. Le tableau ci-dessous illustre cette catégorisation pour les demandes continues.

Demande continue																
Saisonnalité																
Tendance																
Influence																
Type de demande	Demande basique	Demande saisonnière	Demande avec tendance	Demande liée à un ou plusieurs paramètres extérieurs	Demande saisonnière et avec tendance	Demande liée à un ou plusieurs paramètres et saisonnière	Demande liée à un ou plusieurs paramètres avec tendance	Demande liée à un ou plusieurs paramètres, saisonnière avec tendance								
C.V.	< CV ₁	> CV ₁	< CV ₂	> CV ₂	< CV ₃	> CV ₃	<< CV ₄	>> CV ₄	< CV ₅	> CV ₅	< CV ₆	> CV ₆	< CV ₇	> CV ₇	< CV ₈	> CV ₈
Modèle de prévision	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16

TAB. 1 – Classification des demandes continues

4 Applications et Résultats attendus

Cette méthode est en train d’être testée sur deux cas industriels afin de valider la catégorisation présentée. Le premier concerne les pièces de rechanges automobiles chez PSA avec la prévision de la demande pour des références ayant différents profils de demande. La seconde application concerne la prévision de besoin en transport pour le groupe Gefco.

Les résultats attendus grâce à cette nouvelle méthode sont : (i) une amélioration de la qualité des prévisions grâce à l’utilisation d’un modèle approprié et optimisé ; (ii) cette méthode doit permettre d’avoir une réactivité maximale aux modifications de type de demande grâce à la mise en place d’indicateurs d’alerte.

Références

[1] J.G. De Gooijer and R.J. Hyndman. 25 years of time series forecasting. *International journal of forecasting*, 22(3) :443–473, 2006.

[2] R.J. Hyndman and A.B. Koehler. Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4) :679–688, 2006.

[3] M. Lawrence, P. Goodwin, M. O’Connor, and D. Önkal. Judgmental forecasting : A review of progress over the last 25years. *International Journal of Forecasting*, 22(3) :493–518, 2006.