

Modèles de prévisions pour l'aide à la décision en remanufacturing

Yesmine Rouis, Sara Fernandès Calleja, Xavier Schepler, Antoine Jeanjean

Recommerce Lab, Recommerce Group, Gentilly, France

{yesmine.rouis,sara.fernandez-calleja,xavier.schepler,antoine.jeanjean}

@recommerce.com

Mots-clés : *Économie circulaire, Apprentissage automatique, séries temporelles, optimisation.*

1 Problématique

Dans un marché de e-commerce, il faut être capable de proposer un prix compétitif tout en restant rentable. La difficulté additionnelle dans le contexte de l'occasion se traduit par le nombre important d'incertitudes dérivées de ses différentes particularités (incertitude sur les états des produits récupérés, sur les délais, sur la qualité des tests, sur les prix de revente, ...).

L'économie circulaire est une tendance de fond qui bouleverse depuis plusieurs années les chaînes logistiques et le monde du e-commerce. Cette mutation implique de disposer de solution technique adaptée pour gérer les retours, les rachats de produits d'occasion, leur diagnostic, leur réparation et leur revente, ... La capacité à rester leader devient fortement liée à la capacité d'anticiper le futur.

Recommerce Group doit notamment anticiper les volumes des smartphones collectés dans les semaines à venir ainsi que les prix de revente à court (3 semaines) et moyen terme (3 mois). Ces deux problématiques sont fortement liées et vont contribuer à l'optimisation de la performance de l'entreprise. En effet, à partir de ces données de prévisions des volumes collectés, de prix de revente pour les prochaines semaines, du stock disponible à date ainsi que toutes les commandes à venir, les équipes de revenue management sont capables d'optimiser les prix de revente et d'allouer les quantités optimales aux meilleurs canaux de ventes.

Les applications possibles de ces prévisions sont donc nombreuses, mais dans notre étude, nous nous focaliserons sur l'application dans un outil d'aide à la décision pour le pilotage des prix de revente.

2 Algorithmes de prévisions

Dans le cas des prévisions des volumes collectés, nous avons utilisé un historique de données de 8 ans pour comprendre les facteurs ayant une influence sur le volume de collecte. Par exemple les périodes de vacances, les événements marketing, les caractéristiques du téléphone (marque, modèle, gamme, date de sortie...), l'état de collecte ainsi que le canal d'origine. Plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique et modèles de séries temporelles (ARIMA, SARIMAX, lissage exponentiel) [1] ont été implémentés en Python, testés sur des données réelles et comparés. Ce type d'approche ayant déjà fait ses preuves dans d'autres sociétés de vente de produits.

Concernant les algorithmes de prévisions de prix de revente, nous avons suivi un processus d'analyse de données, visant à nettoyer les données historiques en détectant les anomalies (Prix manquants ou incohérents). Ensuite, plusieurs techniques de lissage des données ont été testées telles que les interpolations linéaires, la moyenne mobile exponentielle pondérée et la régression linéaire par morceaux afin de fournir un jeu de données complet.

Parallèlement aux prévisions de volumes, les algorithmes d'apprentissage automatique exploités dans notre étude sont la régression linéaire, la régression de Ridge et la machine à vecteurs de support

[2]. Pour chaque algorithme, nous avons également ajusté les hyper-paramètres optimaux à l'aide d'une K-Cross Validation.

Sachant que chaque produit de chaque catégorie de revente possède ses propres caractéristiques et décrit sa propre structure de prix, nous avons tenté de calculer les prévisions de prix à l'aide du modèle SARIMAX. Pour ce faire, nous avons procédé à une analyse des séries chronologiques, comme le test de stationnarité et la dé-corrélation des résidus, puis ajusté les ordres optimaux saisonniers et non saisonniers à l'aide d'un grid-search et des Critères d'Information d'Akaike offrant les meilleures performances pour notre critère d'intérêt [3].

La dernière étape a été consacrée à l'estimation de la précision des prévisions afin de comparer les modèles en calculant des mesures d'erreur telles que l'erreur quadratique moyenne, l'erreur de pourcentage absolu moyen, le score de variance expliquée, etc. Nous présenterons les différents résultats obtenus encore une fois sur des données réelles.

3 Interface d'aide à la décision

L'objectif de ces prévisions de volumes collectés et des prix de revente consiste à optimiser le pilotage des prix et l'anticipation de l'allocation des unités de ventes aux différents canaux de vente et les décisions de réparation associées. Le problème théorique complet sous-jacent a été écrit dans [4] et nous présenterons l'outil d'aide à la décision associé qui permet pour l'instant de piloter les prix de revente à partir de ces prévisions.

Références

- [1] Souhaib Ben Taieb (2014). Machine learning strategies for multi-step-ahead time series forecasting.
- [2] Srimanta P. Debasish B. and (2007). Dipak C. Support vector regression. Neural Information Processing.
- [3] Hastie T. James G., Witten D. and (2017). Tibshirani R. An introduction to statistical learning. Springer New York Heidelberg Dordrecht, London.
- [4] Jeanjean A., Absi N., Schepler X. (2018). Modèle de planification pour les activités de recommerce de produits électroniques, MOSIM 2018, Toulouse, Juin 2018.