

Une approche novatrice pour prévoir la valeur vie client dans les entreprises SaaS B2B

Stephan Curiskis, Xiaojing Dong, Fan Jiang, Mark Scarr

(Received 6 August 2024)

Abstract

Ce rapport présente un cadre flexible de machine learning pour prévoir la valeur vie client (CLV) dans le contexte SaaS B2B. Le cadre aborde les défis liés aux relations client, aux populations hétérogènes, aux offres de produits multiples et aux données temporelles limitées. Il inclut un modèle CLV hiérarchique et ensembled qui intègre diverses techniques d'apprentissage supervisé. La méthode proposée montre une amélioration significative par rapport aux méthodes de prévision conventionnelles.

1 Introduction

Comprendre la valeur vie client (CLV) est essentiel pour les entreprises SaaS B2B en raison des cycles de vente plus longs et des coûts d'acquisition plus élevés. Ce rapport explore une approche novatrice pour la prévision de la CLV, la considérant comme un problème de prédiction de somme forfaitaire et utilisant un modèle hiérarchique ensembled pour traiter les contraintes de données et l'hétérogénéité des clients.

2 Méthodologie

2.1 Formulation du Problème

L'estimation de la CLV est traitée comme une prédiction de somme forfaitaire sur plusieurs produits. Cela permet l'utilisation de techniques d'apprentissage supervisé diversifiées, améliorant la flexibilité et la richesse des fonctionnalités. L'approche hiérarchique est particulièrement adaptée aux données temporelles limitées, avec une stratégie d'ensemblage de modèles de segmentation client introduite pour le réglage des hyperparamètres.

2.2 Modèle Hiérarchique T-Période

Le modèle hiérarchique comporte deux étapes :

1. Entraîner un modèle T' sur n périodes de données historiques.

2. Mapper les prédictions de période T' à des prédictions de période T en utilisant un second modèle qui s'appuie sur des caractéristiques évoluant lentement, telles que les firmographiques.

La Figure 1 illustre cette approche hiérarchique.

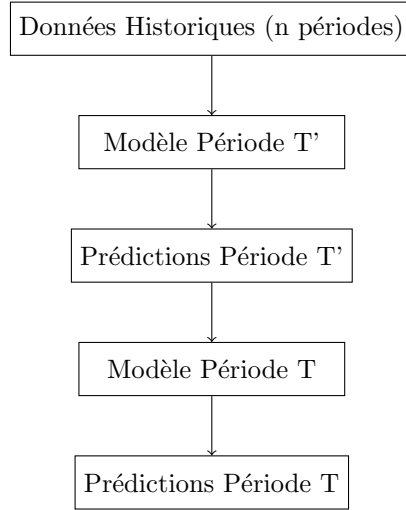


Fig. 1. Modèle Hiérarchique T-Période pour la Prédiction de la CLV

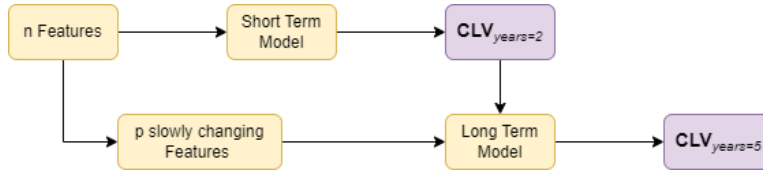


Fig. 2. Diagram

3 Modèle de Segmentation Client Ensemble

Étant donné la grande variation des moteurs de CLV, une approche ensemblée est adoptée. Les données sont segmentées en fonction des caractéristiques clés identifiées par des diagnostics d'erreur, et différents types de modèles de prédiction sont appliqués à ces segments.

4 Données Empiriques et Résultats

Le modèle a été implémenté sur les données d'un fournisseur SaaS B2B, avec la période T' fixée à 2 ans et la période T fixée à 5 ans. Les fonctionnalités comprenaient les tendances de revenus, les données d'utilisation des produits et les détails firmographiques.

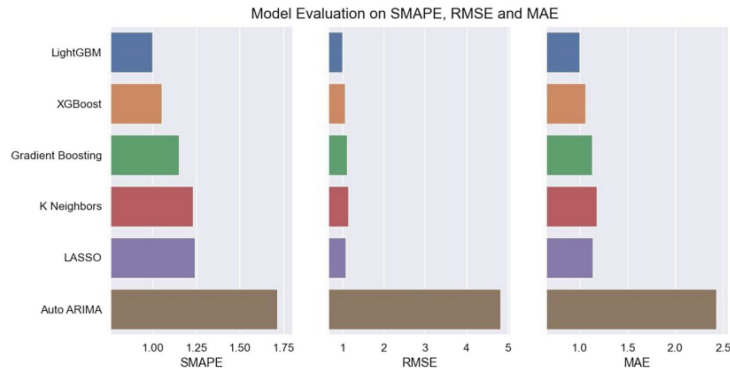


Fig. 3. Comparaison des Performances de Diff érents Mod'eles de Pr ediction de la CLV

5 Conclusion

Le modèle hiérarchique ensembledé proposé pour la CLV aborde les défis clés dans les environnements SaaS B2B, offrant des améliorations significatives en termes de précision de prédiction. Ce cadre est généralisable à d'autres contextes présentant des défis similaires et peut fournir des insights commerciaux cruciaux pour le marketing, la rétention des clients et l'allocation des ressources.