

Réduction du risque du coût d'un modèle dans la détection de fraude financière.

Hamza Chergui^{*,**}, Lylia Abrouk^{*}, Nadine Cullot^{*}, Nicolas Cabioch^{**}

*Université de Bourgogne
hamza.chergui@etu.u-bourgogne.fr,
lylia.abrouk,nadine.cullot@u-bourgogne.fr
**SKAIZen Group
hchergui,ncabioch@skaizengroup.fr
<https://skaizengroup.eu/>

La lutte contre la fraude financière est une tâche complexe pour les institutions financières. Selon Knobel (2019), 98,9% des activités liées aux fraudes financières passent à travers les mailles du filet. Les institutions financières se doivent d'améliorer leurs systèmes sous peine de sanctions financières conséquentes des régulateurs du monde financier.

Notre travail s'inscrit dans les thématiques de recherche visant à améliorer la détection de fraude financière (DFF) avec des données provenant d'une société appelée SWIFT¹. Cette dernière met à disposition un réseau interbancaire proposant différents services comme le transfert d'argent entre des institutions financières.

Ces dernières années, des travaux utilisant les techniques d'apprentissage automatique ont été étudiées pour la détection transactions frauduleuses. Elles permettent de pallier les limites des systèmes de détection de fraudes actuels basés sur des règles pré-définies, notamment avec des tâches de classification rapides et intelligentes à l'aide des modèles prédictifs.

Des nombreux travaux existent dans le domaine de la finance (Al-Hashedi et Magalingam, 2021) et plus particulièrement dans la détection de fraude par carte de crédit (Adewumi et Akinyelu, 2017).

Nous proposons d'organiser les techniques d'apprentissage automatique en 4 étapes : (1) **L'obtention des données** dans le milieu financier est difficile en raison des politiques de confidentialité des institutions financières. De ce fait, il existe une réelle disparité des jeux de données utilisés dans la littérature : des données publiques², synthétiques (Lopez-Rojas et al., 2016) et privées. (2) **L'extraction de caractéristiques** permet d'enrichir le jeu de données afin de distinguer les transactions frauduleuses des transactions légitimes. Dans les travaux liés à la détection de fraude financière, les travaux de Bhattacharyya et al. (2011) et Whitrow et al. (2009) renseignent les caractéristiques à calculer pour représenter le comportement des acteurs. (3) **L'entraînement d'un modèle prédictif** est basé sur un apprentissage supervisé, non supervisé ou semi-supervisé. Dans la DFF, l'apprentissage supervisé a pour but de classer les transactions dans les classes *légitimes* ou *frauduleuses*. (4) **L'évaluation du modèle** s'effectue avec des mesures classiques de *précision*, *rappel* et *f1-score* (F1).

1. <https://www.swift.com/>

2. <https://www.kaggle.com/datasets/mlg-ulb/creditcardfraud>