



HAL
open science

Vers une ACV à l'échelle du secteur textile : Industrialisation via le machine learning

Alizée Jure, Romain Benkirane, Ahmad Mazyad, Benoit Mouvielle, Sebastien
Thomassey

► To cite this version:

Alizée Jure, Romain Benkirane, Ahmad Mazyad, Benoit Mouvielle, Sebastien Thomassey. Vers une ACV à l'échelle du secteur textile : Industrialisation via le machine learning. Congrès MCV 2024 – Management du cycle de vie, May 2024, Lille (FR), France. hal-04910222

HAL Id: hal-04910222

<https://hal.univ-lille.fr/hal-04910222v1>

Submitted on 24 Jan 2025

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

VERS UNE ACV A L'ÉCHELLE DU SECTEUR TEXTILE : INDUSTRIALISATION VIA LE MACHINE LEARNING

Alizée Juré¹, Romain Benkirane¹, Ahmad Mazyad², Benoit Mouvielle², Sebastien Thomassey¹

¹ Univ. Lille, ENSAIT, ULR 2461 - GEMTEX - Génie et Matériaux Textiles, F-59000 Lille, France

² Tape à l'œil, 59290 Wasquehal France

KEYWORDS

ACV • Déploiement affichage environnemental • Machine Learning • Réglementations environnementales • Industrie textile

INTRODUCTION

Le Green Deal européen [1], lancé en 2019, engage l'Union Européenne sur la voie de la transition énergétique et vise une neutralité climatique à l'horizon 2050[2]. Parmi ses politiques environnementales, le *Circular Economy Action Plan* [3] met en avant le *Product Environmental Footprint* (PEF) comme méthode scientifique et standardisé pour mesurer l'empreinte environnementale des produits de consommation dans toute l'Union Européenne. Pour faciliter son implémentation et assurer la comparabilité, reproductibilité et cohérence des résultats, des cadres méthodologiques, dits *Product Environmental Category Rules* (PEFCR) précisent l'application de règles sectorielles par catégorie de produits [4]. Ainsi le PEFCR *Apparel and Footwear* précise l'application de la méthode pour le secteur textile en 13 sous-catégories de produits d'habillement et chaussure [5].

En parallèle, la France, appuyée par l'ADEME vise à être précurseur d'un déploiement obligatoire de l'Affichage Environnemental (AE) sur l'habillement [6]. Une ambition soutenue historiquement par le Grenelle de l'environnement en 2009, la loi de transition énergétique de 2015, puis la loi AGECE de 2020[7]. Ces mesures culminent avec la loi Climat et résilience de 2021 prévoyant après des phases d'expérimentation, un AE obligatoire standardisé [7].

Identifié comme prioritaire en France, l'industrie textile est confrontée à des obstacles considérables pour la mise en œuvre de l'Analyse du Cycle de Vie (ACV). Caractérisée par un grand nombre de références par saison et des renouvellements fréquents, le principal enjeu réside dans la collecte de données techniques de qualité sur toute la chaîne d'approvisionnement. La pratique actuelle de l'ACV, nécessitant un travail de modélisation minutieux et approfondi par produit, s'avère inadéquate face à la cadence industrielle de la mode. Ceci met en évidence le besoin d'une approche rationnelle, en adéquation avec les réalités du marché.

Une approche basée sur des modèles de prédiction statistiques et de Machine Learning (ML) serait une solution pratique pour l'industrie textile. Ces technologies, telles que les réseaux de neurones ou les arbres décisionnels, permettent d'analyser des bases de données massives en définissant des liens et des relations entre les données [8]. Ainsi, ces techniques de ML détecteraient rapidement les critères les plus discriminants de l'empreinte environnementale (hotspots), permettant de focaliser les efforts sur la collecte des données critiques.

Cette approche offre une solution économique pour rendre l’AE accessible à grande échelle, répondant ainsi aux impératifs réglementaires actuels et futurs.

METHODE

La méthodologie présentée est composée de deux flux. Le flux initial représente le processus de réalisation d’une ACV classique pour l’ensemble d’une collection et abouti à un ensemble de résultats d’impacts environnementaux (IE). Le second, dit avancé, utilise un modèle de prédiction entraîné sur ces résultats pour prédire l’impact d’une nouvelle collection. Résultante de cet apprentissage, une analyse des *hotspots* identifie les variables critiques et permet de rationaliser les données nécessaires. En supplément, des indicateurs de qualité et de performance assurent un suivi du modèle et des données (Figure 1).

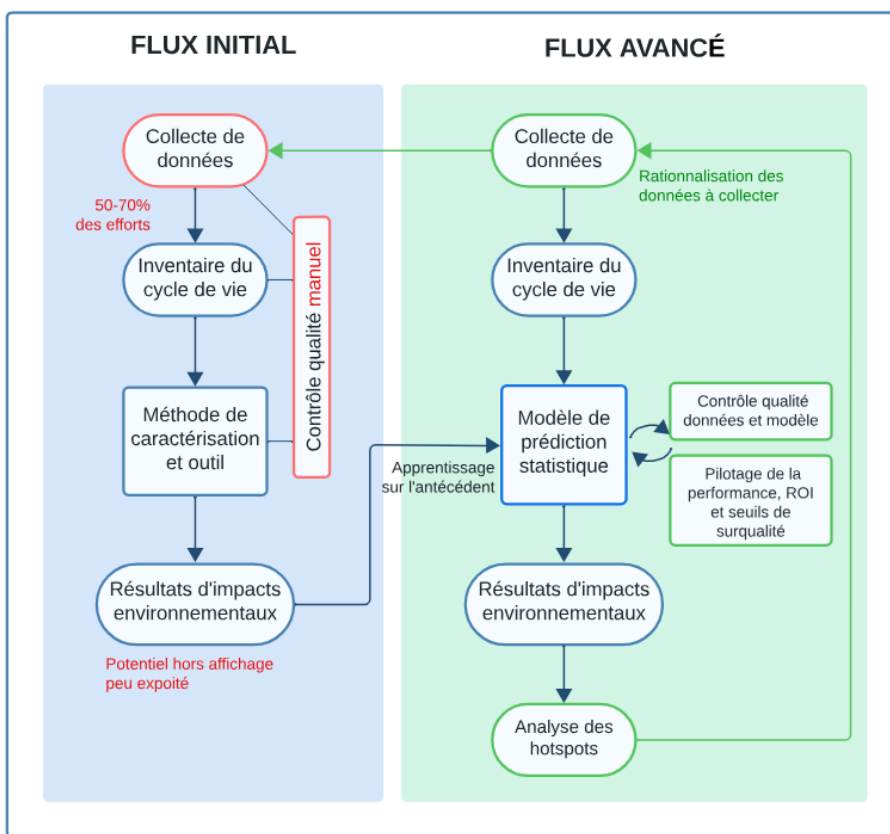


Figure 1 - Diagramme des flux du processus d'Analyse du Cycle de Vie (ACV) à grande échelle, comprenant l'intervention de Machine Learning en tant qu'aide à l'industrialisation

RESULTATS

Les résultats sont attendus dans les semaines à venir et seront intégrés au contenu de la recherche. La méthodologie a été appliquée pour la modélisation des impacts environnementaux de produits des collections textiles prêt-à-porter 2023 et 2024 de l'entreprise Tape à l'œil.

Nous avons utilisé DataRobot, un outil d'Automated Machine Learning (AutoML), pour entraîner 211 modèles et identifier le plus performant. Les modèles ont été entraînés avec pour variable cible à prédire le score d'impact environnemental (PEF), exprimé par référence produit en microPoints (μ Pt). La performance des modèles a été évaluée à l'aide de la validation croisée, méthode spécifique au ML, utilisant comme indicateurs l'écart quadratique moyen (RMSE) et l'erreur moyenne absolue symétrique (SMAPE), présentés dans la Table 1. Le modèle recommandé a obtenu un RMSE de 87 μ Pt sur l'ensemble d'apprentissage et de 82 μ Pt sur l'ensemble de test. En termes de SMAPE, les résultats étaient de 3,63 % sur l'apprentissage et de 3,45 % sur le test. Nous anticipons de meilleures performances pour les résultats finaux.

Table 1- Résultats des indicateurs d'erreur pour le test du modèle à travers la méthode de validation croisée.

Métrique	Apprentissage	Test
RMSE (Ecart quadratique moyen en μ Pt)	87,10	82,41
SMAPE (Erreur moyenne absolue symétrique en %)	3,63	3,45

DISCUSSION ET CONCLUSION

L'application de la méthodologie présentée apporte des gains conséquents sur trois aspects :

- En performance et précision : Rationalisation significative de la collecte de données en volume, permise par la connaissance éclairée des hotspots.
- En transparence : Le suivi de la qualité du modèle et des données est centralisé, historisé et directement intégré aux outils. Les métriques de suivi assurent une gestion des risques et une amélioration de la performance.
- En expertise métier ACV : Comprendre et décrypter les *hotspots* pour mieux piloter l'impact environnemental puis écoconcevoir, au niveau micro (à la référence) ou macro (au global entreprise).

Bien que l'approche par modèle de prédiction offre des avantages constants en termes de réduction du volume de données et de compréhension des *hotspots*, elle ne remplace pas complètement l'ACV. Les défis de mises à jour imposent, pour tout changement dans la méthode de caractérisation ou d'inventaire des données, une actualisation essentielle des résultats par ACV pour réétalonner le modèle. Ainsi, les deux approches se complètent mutuellement. Cette proposition ouvre une nouvelle voie pour une gestion efficace de l'ACV, adaptée au rythme rapide de l'industrie textile, soulignant le potentiel transformationnel de l'intégration des technologies avancées dans les stratégies de durabilité.

REFERENCES

- [1] Conseil de l'Union européenne. Green deal. Dernière consultation le 13/05/2024, <https://www.consilium.europa.eu/fr/policies/green-deal/>
- [2] Union Européenne (2021) Règlement (UE) 2021/1119 du parlement Européen et du conseil du 30 juin 2021 établissant le cadre requis pour parvenir à la neutralité climatique et modifiant les règlements (CE) no 401/2009 et (UE) 2018/1999 (« loi européenne sur le climat »)
- [3] European Commission (2020) A new Circular Economy Action Plan for a cleaner and more competitive Europe. Brussels: COM/2020/98 final
- [4] European Commission (2022) Understanding Product Environmental Footprint and Organisation Environmental Footprint methods, JRC Technical Report (Damiani, M., Ferrara, N., Ardente, F)
- [5] PEF Apparel & Footwear. Dernière consultation le 13/05/2024, <https://pefapparelandfootwear.eu/>
- [6] Ministère de la transition écologique et de la cohésion des territoires (2024) Affichage environnemental sur les vêtements. Dernière consultation le 13/05/2024. <https://www.ecologie.gouv.fr/affichage-environnemental-sur-vetements#:~:text=Port%C3%A9%20par%20le%20Gouvernement%2C%20la%20loi%20Climat%20et%20R%C3%A9silience.>
- [7] Article 2 – LOI n° 2021-1104 du 22 août 2021 portant lutte contre le dérèglement climatique et renforcement de la résilience face à ces effets (1), Legifrance.gouv
- [8] Sarker, I.H. Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. SN COMPUT. SCI. 2, 160 (2021). Dernière consultation le 13/05/2024. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>