



HAL
open science

Évaluation des architectures d'apprentissage automatique pour la détection et le diagnostic des anomalies dans les procédés chimiques

Rayane Ammar Khodja, Alexandre Voisin, Victor Costa, Fanny Casteran, Benoit Celse, Benoît Iung

► To cite this version:

Rayane Ammar Khodja, Alexandre Voisin, Victor Costa, Fanny Casteran, Benoit Celse, et al.. Évaluation des architectures d'apprentissage automatique pour la détection et le diagnostic des anomalies dans les procédés chimiques. 3ème Congrès Annuel de la SAGIP, Société d'Automatique, de Génie Industriel et de Productique, May 2025, Mulhouse, France. <hal-05471853>

HAL Id: hal-05471853

<https://hal.science/hal-05471853v1>

Submitted on 22 Jan 2026

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.



Copyright - All rights reserved



Titre : Évaluation des architectures d'apprentissage automatique pour la détection et le diagnostic des anomalies dans les procédés chimiques

Rayane AMMAR KHODJA ^{1,2}, Alexandre VOISIN ², Victor COSTA ¹, Fanny CASTERAN ¹, Benoit CELSE ¹, Benoit IUNG ²

¹ IFPEN, Rond-point de l'échangeur de Solaize, F-69360, Solaize, France
rayane.ammar-khodja@ifpen.fr, victor.costa@ifpen.fr, fanny.casteran@ifpen.fr,
benoit.celse@ifpen.fr

² Université de Lorraine, UMR CNRS 7039, CRAN, F-54000, Nancy, France
alexandre.voisin@univ-lorraine.fr, benoit.iung@univ-lorraine.fr

Mots-clés : *Automatique, La détection et le diagnostic des anomalies, procédés chimiques, Tennessee Eastman Process, Bidirectional LSTM, Ensemble Learning.*

Abstract

La détection et le diagnostic des anomalies (FDD : Fault Detection and Diagnosis) est un sujet crucial tant pour le pilotage que la maintenance afin d'anticiper les défaillances coûteuses et optimiser les opérations notamment dans l'industrie chimique comme par exemple dans le cas d'unités pilotes, comme celles d'IFP Energies Nouvelles (IFPEN), qui fonctionnent sur des temps courts avec des paramètres opérationnels variant fréquemment. Bien que diverses approches d'apprentissage automatique aient été proposées pour le FDD dans la littérature [1] [2], il subsiste un manque dans l'évaluation plus globale dans ce type d'application.

Cette étude consiste en une analyse comparative de plusieurs approches basées sur l'apprentissage automatique pour la FDD. Pour cela nous utilisons le Tennessee Eastman Process (TEP), un jeu de données de simulation de procédé chimique, qui est un benchmark dans ce domaine et qui comporte plusieurs type dysfonctionnements ainsi que plusieurs « productions » rendant compte de la variabilité du processus dans des conditions opérationnelles identiques. Dans cette étude, plusieurs méthodes ont été implémentées et comparées, notamment l'ACP multi-échelle (Multi Scale PCA), l'AutoEncoder, l'Apprentissage d'Ensemble (Ensemble Learning), et les modèles LSTM (Long Short Term Memory) pour la détection des défauts, ainsi que Random Forest, XGBoost et BLSTM (Bidirectional LSTM) pour leur diagnostic.

En utilisant le jeu de données TEP, nos résultats démontrent que l'apprentissage ensembliste atteint des taux de détection variant de 80 à 100% pour la détection des différents défauts. Dans ce cas, l'étude montre que l'apprentissage ensembliste surpasse systématiquement les autres modèles individuels. En effet, l'apprentissage ensembliste, grâce à leur capacité de combinaison de perspectives

multiples, sont particulièrement adaptés aux procédés chimiques où la nature multivarié et complexes des données nécessite de prendre en compte des dépendances multiples.

Pour le diagnostic, le BLSTM a atteint une précision de 98,8%. Dans ce deuxième cas, la performance supérieure du BLSTM s'explique par sa capacité à capturer les dépendances temporelles passées et futures dans les données séquentielles, ce qui est particulièrement important dans les procédés chimiques où les schémas d'anomalies peuvent se manifester par de telles relations temporelles complexes.

Nos recherches futures se concentreront sur l'implémentation d'approches de détection et de diagnostic des défauts sur des jeux de données réels d'unités pilotes de l'IFPEN, dont le principal défi réside dans leurs conditions opérationnelles variables. Nous nous concentrerons sur le développement de solutions semi-supervisées et non supervisées capables de s'adapter sans nécessiter de grand volume de données d'anomalies étiquetées, tout en concevant des systèmes d'alerte précoce. Ces travaux seront déployés sur les unités pilotes représentatives d'environnements industriels.

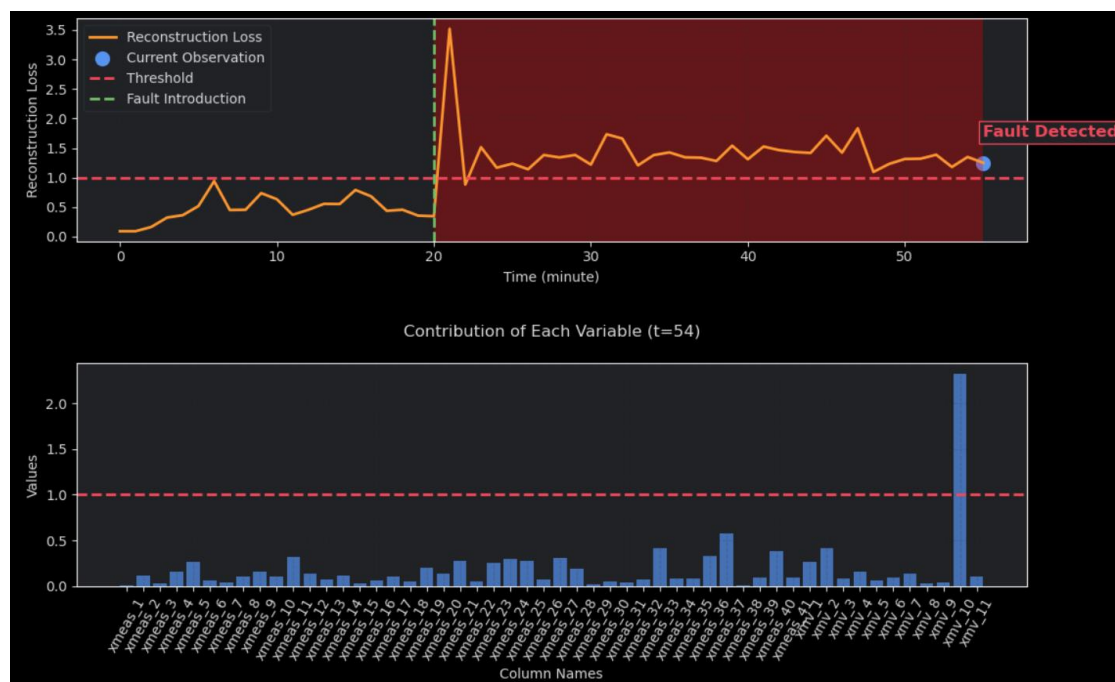


FIG. 1 – Détection d'anomalies dans le processus Tennessee Eastman : Analyse des pertes de reconstruction et identification des variables contributives : l'évolution de la perte de reconstruction au fil du temps (permettant d'identifier le moment de l'introduction du défaut) et l'analyse des contributions individuelles des variables au temps $t=54$ (162 minutes dès le début de simulation) pour le diagnostic de l'anomalie.

Références

- [1] Schmidl, S., Wenig, P., & Papenbrock, T. (2022). Anomaly detection in time series. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 15(9), 1779–1797.
- [2] Borges, Herald & Akbarinia, Reza & Masegla, Florent. (2021). Anomaly Detection in Time Series.
- [3] Carla Martin-Villalba, Alfonso Urquia, Guodong Shao, Implementations of the Tennessee Eastman Process in Modelica, IFAC-PapersOnLine, Volume 51, Issue 2, 2018, Pages 619-624, ISSN 2405-8963.
- [4] Darban, Z. Z., Webb, G. I., Pan, S., Aggarwal, C., & Salehi, M. (2024). Deep learning for time Series Anomaly Detection: A survey. *ACM Computing Surveys*, 57(1), 1–42.