

# Modèles Prédicifs basés sur l'IA et Contrôle Avancé des Processus pour la Réduction des Émissions de NO<sub>x</sub> et de CO<sub>2</sub> dans les Raffineries de Pétrole

## AI-Based Predictive Models and Advanced Process Control for Reducing NOx and CO<sub>2</sub> Emissions in Oil Refineries

Djamila BOUCHAOUR\*<sup>1</sup>, Mokhtar BENALIA <sup>#2</sup>, Ahmed ABDELMOUIZ <sup>#3</sup>

<sup>#</sup> Département de Génie des Procédés, Faculté de Technologie, Université Amar Telidji, Laghouat, Algérie.

<sup>1</sup>d.bouchaour@lagh-univ.dz

<sup>2</sup> m.benalia@lagh-univ.dz

<sup>3</sup> a.abdelmouiz@lagh-univ.dz

**Résumé**—Face à l'incapacité des systèmes de contrôle traditionnels (PID) à gérer la complexité élevée et les contraintes environnementales strictes des raffineries modernes, cette étude synthétise les résultats d'une revue systématique de 64 articles. Elle met en lumière le rôle clé de l'intelligence artificielle (IA) et du contrôle avancé des processus (CAP) comme solutions pour réduire les émissions critiques de NO<sub>x</sub> et de CO<sub>2</sub> dans les raffineries de pétrole. L'analyse montre une évolution vers des modèles basés sur les données (54,7 %) et hybrides (31,3 %), utilisés comme « modèles internes » dans la stratégie de contrôle prédictif par modèle (MPC). L'article indique que le MPC est la stratégie la plus efficace, car elle optimise la production tout en respectant les contraintes environnementales, ce qui permet de réduire les fluctuations de NO<sub>x</sub> de 20 % à 30 % par rapport au contrôle traditionnel. Cependant, les principaux défis consistent à assurer la qualité des données nécessaires à l'entraînement des modèles d'IA et à renforcer leur capacité de généralisation pour une application efficace dans différentes installations industrielles.

**Mots-clés** —Émissions de NO<sub>x</sub>, réduction de CO<sub>2</sub>, modélisation prédictive, intelligence artificielle (IA), contrôle de processus avancé (CPA), contrôle prédictif de modèle (CPM), optimisation en temps réel.

**Abstract**—Faced with the inability of traditional control systems (PID) to handle the high complexity and strict environmental constraints of modern refineries, this study synthesizes the results of a systematic review of 64 articles. It highlights the key role of artificial intelligence (AI) and advanced process control (APC) as solutions to reduce critical NO<sub>x</sub> and CO<sub>2</sub> emissions in oil refineries. The analysis reveals a shift towards data-driven models (54.7%) and hybrid models (31.3%), used as "internal models" in the model predictive control (MPC) strategy. The article indicates that MPC is the most effective strategy, as it optimizes production while adhering to environmental constraints, enabling a 20% to 30% reduction in NO<sub>x</sub> fluctuations compared to traditional control. However, the main challenges lie in ensuring the quality of the data required for training AI models and enhancing their generalization capacity for effective application across different industrial facilities.

**Keywords**—NO<sub>x</sub> emissions, CO<sub>2</sub> reduction, predictive modeling, artificial intelligence (AI), advanced process control (APC), model predictive control (MPC), and real-time optimization

### I. INTRODUCTION

Les raffineries de pétrole sont des centres vitaux pour l'énergie, mais elles représentent une source majeure d'émissions de polluants atmosphériques, notamment les oxydes d'azote (NO<sub>x</sub>) et le dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) [1], [2]. Les réglementations environnementales croissantes nécessitent des mécanismes de contrôle proactifs et adaptables, ce qui constitue un défi majeur pour les systèmes de contrôle traditionnels (PID) qui souffrent

d'incapacité à gérer la complexité élevée, l'interconnexion non linéaire des variables et les contraintes strictes des procédés modernes. Ces systèmes sont incapables de prédire les changements, réagissant plutôt que d'initier [3], [14].

Historiquement, le contrôle des procédés dans les raffineries s'est largement appuyé sur les contrôleurs PID (Proportionnel-Integral-Dérivé) depuis les années 1940. Bien que ces systèmes aient été révolutionnaires à l'époque, leur application dans les années 1970 et 1980 a révélé de sérieuses limitations face à la non-linéarité croissante des processus de craquage catalytique et aux premières réglementations strictes sur les émissions. Ce constat, parallèlement aux exigences de conformité accrues, notamment les 50 ans du Clean Air Act [21], a justifié l'émergence d'approches multivariables et prédictives, telles que le Contrôle Prédictif par Modèle (MPC) dont les fondations théoriques ont été posées dès 1978 [20]. Cette dépendance aux boucles de contrôle indépendantes a souvent conduit à des compromis sous-optimaux entre la production et la conformité environnementale, validant ainsi le besoin d'une approche plus sophistiquée.

Cette étude, tirée d'une revue systématique de la littérature (SLR), vise à identifier et analyser le rôle central des solutions numériques, en particulier les modèles prédictifs basés sur l'intelligence artificielle (IA) et le contrôle avancé des processus (APC), comme outils essentiels pour atteindre une réduction durable et efficace des émissions de NOx et de CO<sub>2</sub> en temps réel [5],[6].

## II. METHODOLOGIES

Cette étude résume les résultats d'une revue systématique de la littérature (SLR) qui a examiné un corpus initial de 64 articles et recherches publiés, principalement entre 2015 et 2025, portant sur le contrôle numérique des émissions industrielles. Pour tracer la trajectoire historique du besoin d'innovation, cette communication inclut également des travaux fondateurs et réglementaires antérieurs, notamment ceux de 1978 et de 2020, afin de contextualiser la problématique. La sélection, structurée selon le diagramme PRISMA [2], a permis de déterminer les pourcentages de modélisation mentionnés dans la section suivante .Les 64 études de la SLR ont fait l'objet d'une analyse quantitative et qualitative, axée sur l'évaluation de l'insertion des modèles d'Intelligence Artificielle (IA) dans le Contrôle Prédictif par Modèle (MPC).

## III. RÉSULTATS ET DISCUSSION

### A. Modélisation prédictive (Modélisation prédictive alimentée par l'IA)

L'analyse des 64 études a révélé un changement radical dans les méthodes de modélisation utilisées pour représenter les processus complexes de contrôle des émissions [5] .

Le tableau I présente la répartition quantitative des approches de modélisation identifiées dans la revue systématique.

TABLEAU I.TYPOLOGIES DES MODELS PREDICTIFS

Type de modélisation	Percentage (N = 64)	Description et rôle
Modèles basés sur les données (Data-driven)	54,7 %	Incluent les réseaux de neurones (ANN, LSTM, GRU) s'appuyant sur les données historiques pour prédire les émissions avec précision.
Modèles hybrides (Hybrid Models)	31,3 %	Combinez les lois physiques et l'apprentissage des données pour équilibrer la précision et l'interprétabilité . particulièrement efficaces pour pallier le manque de données historiques (data scarcity) et assurer la conformité aux bilans de masse
Modèles basés sur la physique (Physics-based Models)	14,0 %	Basés sur les équations physiques fondamentales, précis mais moins flexibles pour des conditions variables.

La prédominance des modèles basés sur les données souligne la tendance croissante vers les approches pilotées par l'intelligence artificielle.

La Fig. 1 illustre visuellement cette répartition entre les trois principales catégories de modèles utilisés dans les études analysées.

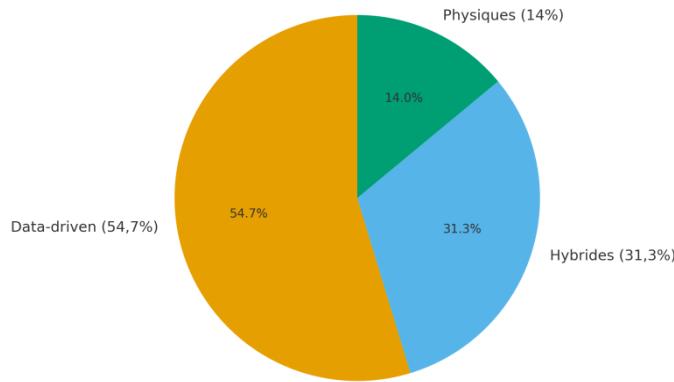


Fig. 1.Répartition des études selon le type de modèle

Cette distribution visuelle, dominée par les modèles basés sur les données (54,7 %) et hybrides (31,3 %), confirme une transition paradigmique claire : le champ de l'APC s'éloigne définitivement des modèles purement basés sur la physique. Conclusion du segment : L'analyse des données montre que la synergie entre l'IA et les connaissances physiques (modèles hybrides) est l'approche la plus robuste, car elle garantit à la fois une haute précision prédictive et une meilleure interprétabilité des résultats pour l'opérateur industriel. Cette transition montre que l'industrie s'oriente vers des **systèmes apprenants** capables de s'adapter à la dérive des capteurs et aux changements de qualité du feedstock.

- 1) *Dominance des modèles basés sur les données et des modèles hybrides* : Dominance des modèles basés sur les données (Modèles basés sur les données) : Ces modèles représentent 54,7 % des études [7]. Ils reposent sur l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond (DL), comme les réseaux de neurones artificiels (ANN) et les modèles LSTM/GRU, pour fournir une estimation rapide et précise des concentrations de NOx et de CO<sub>2</sub> en fonction des variables opérationnelles [12], [13], [19]. De nouvelles études ont notamment démontré l'efficacité des réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour l'analyse des signaux chimiques et la modélisation des gaz d'émission [8]. Leur principal atout réside dans leur capacité à gérer la non-linéarité et les systèmes multivariables.
  - **Les modèles hybrides** représentent 31,3 % des études. Ces modèles intègrent les lois physiques connues avec la capacité de l'intelligence artificielle à apprendre des données restantes, améliorant ainsi la précision de la modélisation et sa capacité d'interprétation tout en réduisant le besoin de grandes quantités de données d'entraînement [6], [1].
- 2) *Rôle de la modélisation dans le contrôle avancé* : La prédiction précise des niveaux d'émissions en temps réel constitue le fondement du contrôle avancé. Les résultats des modèles d'intelligence artificielle servent d'entrées aux algorithmes MPC [5], permettant au système de simulation de prévoir le parcours futur des émissions. Cela offre un délai suffisant pour mettre en œuvre des mesures correctives avant de dépasser les limites réglementaires. Des études telles que [11], [9] attestent de l'efficacité des techniques d'apprentissage profond, notamment les Transformers et LSTM/GRU, dans cette démarche.

La Fig.2 présente le schéma conceptuel illustrant la manière dont le modèle prédictif basé sur l'IA interagit avec le contrôleur MPC pour optimiser les émissions en temps réel.

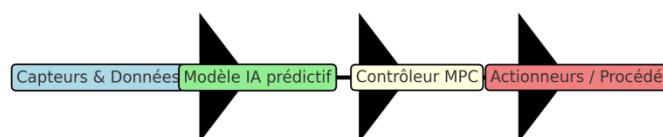


Fig.2 Schéma conceptuel de l'intégration IA + MPC

Ce schéma conceptuel illustre la synergie entre la puissance prédictive de l'IA et la capacité d'optimisation du MPC. Conclusion du segment : L'intégration de l'IA dans le contrôleur MPC est un impératif et non un simple ajout ; elle transforme la stratégie de contrôle d'un mécanisme réactif en un système proactif d'optimisation environnementale et économique en temps réel. l'IA agit comme un **Soft Sensor** (capteur virtuel) qui nourrit l'horizon de prédition du MPC, transformant ainsi le contrôle de la réactivité vers la proactivité.

#### B. Contrôle avancé des processus (APC)

Le succès de l'application de la réduction immédiate des émissions repose sur la technique de contrôle prédictif par modèle (Model Predictive Control - MPC) :

- 1) *MPC comme stratégie dominante* : Le MPC est la stratégie la plus en vue pour le contrôle avancé de la réduction des émissions [3]. Contrairement au PID, le MPC est conçu pour gérer les systèmes dynamiques de haute dimension avec des contraintes strictes [4].

Le Tableau 2 présente une comparaison des principales méthodes de contrôle en fonction de leur capacité à gérer les contraintes et de leurs performances environnementales.

TABLEAU II . COMPARAISON DES STRATEGIES DE CONTROLE

Méthode de contrôle	Gestion des contraintes	Prédiction des émissions	Réactivité	Résultats typiques
PID Classique	Faible	Non predictive	Réactive	Réduction limitée (< 10 %)
MPC (Model Predictive Control)	Excellent	Oui (temps réel)	Proactive	Réduction de NOx de 20–30 %
IA + MPC hybride	Très élevée	Oui + auto-apprentissage	Proactive et adaptative	Optimisation continue multi-objectifs

*Note : Bien que l'intégration de l'IA augmente la complexité du système, l'utilisation de l'IA explicable (XAI) permet d'atteindre une interprétabilité améliorée par rapport aux modèles "Boîte-Noire" classiques. Cela garantit que les décisions du contrôleur IA + MPC hybride restent transparentes et auditables pour les opérateurs, contrairement au PID qui, bien que totalement interprétable, reste limité par sa nature réactive.*

Ces résultats mettent en évidence la supériorité du contrôle prédictif par modèle (MPC) par rapport aux approches classiques PID en matière de réduction proactive des émissions. La valeur essentielle de cette analyse réside dans le fait que l'intégration des modèles d'intelligence artificielle avec la stratégie MPC constitue aujourd'hui la pointe de l'innovation dans la gestion des émissions industrielles. Alors que le contrôle PID traditionnel (l'ancien leader) ne peut que réagir aux écarts après leur survenue, le contrôle hybride APC permet d'anticiper les émissions sur plusieurs futures étapes de temps. Cette approche proactive est le facteur clé qui permet aux raffineries non seulement de respecter les normes environnementales, mais aussi d'optimiser leur rendement énergétique, ce qui est impossible avec les contrôleurs classiques.

- 2) *Rôle du MPC dans la performance environnementale* : Le MPC concilie l'efficacité de production et la réduction des émissions (NOx/CO<sub>2</sub>) en intégrant les limites réglementaires comme contraintes explicites [14]. Il exploite des modèles prédictifs pour optimiser le point d'opération à chaque intervalle [5], stabilisant ainsi les rejets [15]. L'usage d'algorithmes heuristiques est ici crucial pour minimiser les coûts complexes [17]. L'intégration des réseaux de neurones (ANN) au MPC réduit les fluctuations de NOx de 20 % à 30 % par rapport aux systèmes classiques [16], tout en préservant l'intégrité thermique des équipements. »

#### IV. CONCLUSION

Cette revue systématique a prouvé que l'avenir du contrôle des émissions des raffineries de pétrole réside dans l'intégration des modèles prédictifs d'intelligence artificielle avec des stratégies de contrôle prédictif par modèle (MPC) [1], [5] , [18]. Cette intégration offre la capacité nécessaire pour prédire la dynamique du

processus, gérer proactivement les contraintes complexes et atteindre des performances optimales du processus en conformité avec les objectifs de durabilité et de conformité environnementale immédiate [15], [3]. Les principaux défis restent d'assurer la qualité des données nécessaires pour former les modèles d'intelligence artificielle et la capacité de généralisation de ces modèles à travers différentes installations [1], [10].

## REFERENCES

- [1] Lin, Y., Tang, J., Guo, J., Wu, S., & Li, Z. (2023). Advancing AI-Enabled Techniques in Energy System Modeling: A Review of Data-Driven, Mechanism-Driven, and Hybrid Modeling Approaches. *Energies*, 18(4), 845. <https://doi.org/10.3390/en18040845>.
- [2] Griffiths S, Sovacool BK, Kim J, Bazilian M, Uratani JM. Decarbonizing the oil refining industry: A systematic review of sociotechnical systems, technological innovations, and policy options. *Energy Res Soc Sci* 2022;89:102542. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2022.102542>.
- [3] Meng H, Bin H, Qian F, Xu T, Wang C, Liu W, Yao Y, Ruan Y. Enhanced reinforcement learning-model predictive control for distributed energy systems: Overcoming local and global optimization limitations. *Build Syst Components* 2025;18:547-67.
- [4] Verma G, Gokarna A, Kadiri H, Nomenyo K, Lerondel G, Gupta A. Multiplexed Gas Sensor: Fabrication Strategies, Recent Progress, and Challenges. *ACS Sens* 2023;8:3320–37. <https://doi.org/10.1021/acssensors.3c01244>.
- [5] Wang C, Xu J, Xu K, Jiang L, Wang Y, Su S, Hu S, Xiang J. Real-time prediction and optimization of NOx emissions using artificial intelligence and online combustion data. *Fuel* 2025;391:134836. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2025.134836>.
- [6] Li S, Ma S, Wang F. A combined NOx emission prediction model based on semi-empirical model and black box models. *Fuel Process Technol* 2022.
- [7] Lyu T, Gan Y, Zhang R, Wang S, Zhu D, Zhu Y. Development of a Real-Time NOx Prediction Soft Sensor Algorithm for Power Plants Based on a Hybrid Boost Integration Model. *Energies* 2024;17:4926. <https://doi.org/10.3390/en17194926>.
- [8] Frazão J, Palma SICJ, Costa HMA, Alves C, Roque ACA, Silveira M. Optical Gas Sensing with Liquid Crystal Droplets and Convolutional Neural Networks. *Sensors (Basel)* 2021;21:2854. <https://doi.org/10.3390/s21082854>.
- [9] Chen J, Zhengb L, Che W, Liu L, Huang H, Liu J, et al. A method for measuring carbon emissions from power plants using a CNN-LSTM-Attention model with Bayesian optimization. *Études de cas en génie thermique* 2024;63:105334. <https://doi.org/10.1016/j.csite.2024.105334>.
- [10] Abdi J, Mazloom G, Hadavimoghaddam F, Hemmati-Sarapardeh A, Esmaeili-Faraj SH, Bolhasani A, et al. Estimation of the flow rate of pyrolysis gasoline, ethylene, and propylene in an industrial olefin plant using machine learning approaches. *Sci Rep* 2023;13:14081.
- [11] Long J, Jiang S, Wang L, Zhai J, Zhang F, Zhao L. A feature optimized attention transformer with kinetic information capture and a weighted robust Z-score for industrial NOx emission forecasting. *Energy* 2025;326:136276. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.136276>.
- [12] Yang L, Ge Y, Lyu L, Tan J, Hao L, Wang X, et al. Enhancing vehicular emissions monitoring: A GA-GRU-based soft sensors approach for HDDVs. *Environ Res* 2024;247:118190. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2024.118190>.
- [13] Wen X, Li K, Wang J. NOx emission prediction for coal-fired boilers based on ensemble learning methods and optimized base learners. *Énergie* 2023;264:126171. <https://doi.org/10.1016/j.energ.2022.126171>.
- [14] Guo M, Hao Y, Lee KY, Sun L. Extended-state Kalman filter-based model predictive control and energy-saving performance analysis of a coal-fired power plant. *Energy* 2025;314:134169. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.134169>.
- [15] Xu W, Poh K, Song S, Huang Y. Research on reducing pollutants, improving efficiency, and enhancing running safety for a 1000 MW coal-fired boiler based on data-driven evolutionary optimization and online retrieval method. *Appl Energy* 2025;377:123958.
- [16] Tuttle JF, Vesel R, Alagarsamy S, Blackburn LD, Powell K. Sustainable NOx emission reduction at a coal-fired power station through the use of online neural network modeling and particle swarm optimization. *Control Eng Pract* 2019;93:104167.
- [17] Saffari PR, Salarian H, Lohrasbi A, Salehi G, Manesh MHK. Optimization of a Thermal Cracking Reactor Using Genetic Algorithm and Water Cycle Algorithm. 2022;12493–508. <https://doi.org/10.1021/acsomega.1c04345>.
- [18] Chen C, Liu M, Li M, Wang Y, Wang C, Yan J. Digital twin modeling and operation optimization of the steam turbine system of thermal power plants. *Energy* 2024;290:129969. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.129969>.
- [19] Ba-Alawi AH, Kim J. Dual-stage soft sensor-based fault reconstruction and effluent prediction toward a sustainable wastewater treatment plant using attention fusion deep learning model. *J Environ Chem Eng* 2025;13:116221. <https://doi.org/10.1016/j.jece.2025.116221>.
- [20] Richalet, J., Rault, A., Testud, J., & Papon, J. (1978). Model Predictive Heuristic Control: Applications to Industrial Processes. *Automatica*, 14(5), 413-428. [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(78\)90001-8](https://doi.org/10.1016/0005-1098(78)90001-8)
- [21] Aldy, J. E., Auffhammer, M., Cropper, M., Fraas, A. G., & Morgenstern, R. D. (2020). Looking Back at 50 Years of the Clean Air Act. (Working Paper No. 26687). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w26687>