

Jumeau Numérique et Stratégies Durables pour la Conformité Environnementale en Temps Réel dans les Industries Pétrolières

Digital Twin and Sustainable Strategies for Real-Time Environmental Compliance in the Petroleum Industries

Djamila BOUCHAOUR^{*1}, Mokhtar BENALIA^{#2}, Ahmed ABDELMOUIZ^{#3}

[#] *Département de Génie des Procédés, Faculté de Technologie, Université Amar Telidji, Laghouat, Algérie.*

¹d.bouchaour@lagh-univ.dz

²m.benalia@lagh-univ.dz

³a.abdelmouiz@lagh-univ.dz

Résumé— Face au durcissement des normes environnementales, les raffineries doivent concilier efficacité économique et réduction des émissions (NO_x, CO₂). Les systèmes de contrôle traditionnels (PID/DCS) s'avèrent limités pour gérer cette complexité. Cette communication propose une approche stratégique basée sur le Jumeau Numérique (DT) comme plateforme d'intégration essentielle. L'originalité de ce travail réside dans l'incorporation de l'Intelligence Artificielle Explicable (XAI) au sein de l'architecture du DT. Cette synergie permet de transformer les systèmes industriels hérités (Legacy Systems) en unités prescriptives et auditables, résolvant ainsi le problème de la « boîte noire ». Enrichi par des capteurs logiciels et des techniques d'optimisation, le DT assure une conformité réglementaire en temps réel et une transparence décisionnelle. Ce cadre opérationnel constitue un levier stratégique pour la transition vers l'Industrie 5.0, réconciliant durablement les impératifs de production avec les exigences environnementales pour garantir la viabilité future des raffineries.

Mots-clés—Jumeau Numérique (Digital Twin), Conformité Environnementale, Optimisation en Temps Réel, Durabilité Industrielle, Industrie Pétrolière.

Abstract—Facing stricter environmental regulations, refineries must balance economic efficiency with rigorous emission control (NO_x, CO₂). Traditional control systems (PID/DCS) have shown structural limitations in managing such multivariable complexity. This paper proposes a strategic approach based on the Digital Twin (DT) as an essential integration platform. The novelty of this work lies in incorporating Explainable Artificial Intelligence (XAI) within the DT architecture. This synergy enables the transformation of Legacy Systems into prescriptive and auditable units, thereby resolving the "black-box" problem. Enhanced by soft sensors and optimization techniques, the DT ensures real-time regulatory compliance and decisional transparency. This operational framework serves as a strategic lever for the transition toward Industry 5.0, sustainably reconciling production imperatives with environmental requirements to ensure the future viability of refineries. **Keywords:** Digital Twin (DT), Environmental Compliance, Real-Time Optimization, Industrial Sustainability, Petroleum Industry.

Keywords— Digital Twin, Environmental Compliance, Real-Time Optimization, Industrial Sustainability, Petroleum Industry.

I. INTRODUCTION

Les combustibles fossiles ont historiquement constitué le principal fondement de l'énergie mondiale. Cependant, cette domination a un coût environnemental important. L'émission continue d'oxydes d'azote (NO_x) et de dioxyde de carbone (CO₂) provenant des raffineries de pétrole représente un impact majeur qui ne peut plus être négligé [1], [2]. Alors que l'industrie du pétrole fait face à un renforcement des réglementations environnementales, les systèmes de contrôle traditionnels (réactifs et basés sur des boucles de rétroaction) ont montré une capacité limitée à gérer la complexité et la dynamique des processus industriels modernes. Ces

solutions ne sont conçues que pour corriger les écarts après qu'ils se sont produits, ce qui est intenable dans le contexte actuel [3], [4].

Historiquement, les raffineries s'appuyaient largement sur des systèmes de contrôle distribué (DCS) [22] et des boucles PID dans les années 1970 et 1980 [20]. Bien que ces systèmes aient permis un contrôle local efficace, ils étaient structurellement incapables d'assurer une optimisation globale en temps réel, ni d'intégrer des contraintes complexes ou des simulations prédictives multivariées [21]. Ce manque d'approche holistique, contrasté par la complexité croissante des procédés et des exigences réglementaires (comme l'évolution du Clean Air Act), a justifié l'émergence progressive de l'idée d'une plateforme virtuelle intégrée, qui a finalement convergé vers le concept de Jumeau Numérique. L'avènement des technologies numériques marque un changement de paradigme significatif. Au-delà des modèles prédictifs simples, le concept du Jumeau Numérique (Digital Twin - DT) s'impose comme une solution transformative. Le DT vise à construire une contrepartie virtuelle fidèle de l'usine réelle, capable non seulement de surveiller les indicateurs clés, mais surtout d'anticiper les déviations de processus et de simuler des actions de contrôle avant qu'un événement d'émission ne dépasse les limites réglementaires [5], [6], [7].

Cette intégration est encore enrichie par les capteurs logiciels (Soft Sensors), qui permettent l'estimation en temps réel de variables coûteuses ou difficiles à mesurer directement, établissant ainsi une base de données riche pour le contrôle intelligent [8], [9], [10]. Cependant, le déploiement de ces couches numériques avancées sur les infrastructures existantes pose des défis importants liés à l'intégrité des données, à la dérive des capteurs et à l'interopérabilité des systèmes hérités (Legacy System) [11], [12].

Cette communication vise à analyser le rôle du Jumeau Numérique en tant que cadre opérationnel essentiel pour l'atteinte de la conformité environnementale en temps réel et la transition vers des stratégies de durabilité industrielle.

II. MÉTHODOLOGIE ET POSITIONNEMENT DU JUMEAU NUMÉRIQUE

Cette communication s'inscrit dans la continuité d'une revue de la littérature (SLR) rigoureuse, couvrant 64 études universitaires et industrielles. L'objectif de cette section n'est pas de détailler le protocole de recherche (qui a été publié ailleurs), mais de positionner le Jumeau Numérique (DT) comme l'outil stratégique qui émerge de cette analyse exhaustive.

Afin de contextualiser la problématique et de répondre aux exigences éditoriales, cette revue inclut également des travaux fondateurs et réglementaires antérieurs (notamment ceux des années 1970 et 1980) pour tracer la trajectoire historique du besoin d'innovation.

L'examen thématique des études a clairement identifié le DT comme le troisième pilier essentiel, après la modélisation prédictive et le contrôle avancé des processus (APC). Le DT est traité ici comme la plateforme d'intégration nécessaire pour transformer les modèles IA et les stratégies d'APC en un système opérationnel fiable, garantissant la conformité environnementale en temps réel [1], [2], [3]. Le cadre conceptuel présenté dans les sections suivantes est donc une synthèse critique des meilleures pratiques d'intégration et de l'architecture des systèmes numériques avancés identifiées dans la littérature récente [13], [14].

III. CONCEPT DE JUMEAU NUMÉRIQUE ET SES COMPOSANTES

Alors que les modèles d'IA et l'APC constituent le noyau cognitif, le Jumeau Numérique (Digital Twin - DT) fonctionne comme le cadre opérationnel intégré qui unit ces composants [13], [14]. Un DT se définit comme une réplique virtuelle en évolution constante d'un actif ou d'un processus physique. Il est conçu pour ingérer des données en temps réel (provenant de l'Internet des Objets - IoT) et mettre à jour dynamiquement son état, permettant la simulation de divers scénarios sans aucune interférence avec l'équipement physique [13].

Cette approche permet de coupler les modèles de données avec les **lois de la thermodynamique** (bilans de masse et d'énergie), garantissant que les prédictions d'émissions restent physiquement cohérentes et auditables.

DT repose sur l'intégration de différents types de modèles d'IA, chacun jouant un rôle spécifique dans la chaîne de contrôle, de la prévision rapide à la validation physique, comme résumé dans le Tableau I.

TABLE I. TYPES DE MODÈLES D'IA ET LEURS RÔLES DANS LA PRÉDICTION DES ÉMISSIONS

Type de Modèle	Description	Rôle dans le Contrôle Environnemental
Modèles basés sur les données	ANN, LSTM, GRU – utilisent des données historiques pour prévoir les émissions.	Prédiction rapide et adaptation en temps réel.
Modèles hybrides	Combinent équations physiques et apprentissage automatique.	Compromis entre précision et interprétabilité.
Modèles mécanistes	Reposent sur les bilans de masse et d'énergie.	Utilisés pour la validation et la calibration du DT.

Dans le contexte de la conformité environnementale, le DT sert de plateforme centrale d'intégration [9]. Il permet :

- **La Prédiction Proactive** : En utilisant des modèles d'IA intégrés, le DT peut anticiper les pics d'émissions (NOx ou CO₂) bien avant qu'ils n'atteignent les limites réglementaires.
- **L'Analyse What-If** : Le DT permet de conduire des analyses d'hypothèses (Que se passe-t-il si...), permettant aux opérateurs de simuler et d'évaluer les actions de contrôle possibles avant leur déploiement effectif [14].
- **Intégration des Capteurs Logiciels (Soft Sensors)** : Ces capteurs inférentiels jouent un rôle crucial en fournissant des estimations en temps réel de variables difficiles ou coûteuses à mesurer (par exemple, la qualité des produits ou les taux de conversion), enrichissant ainsi la base de données du DT et facilitant le contrôle intelligent [8], [9], [10].L'architecture du DT est donc une condition nécessaire à l'atteinte de la conformité réglementaire de manière proactive, en faisant passer le contrôle de la réaction à l'anticipation. Cette architecture est détaillée dans la Fig .1 :

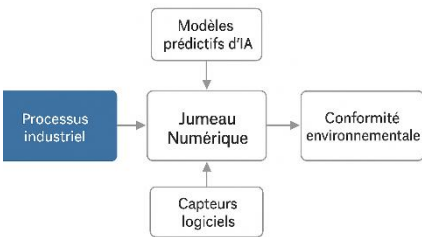


Figure 1 : Architecture conceptuelle du Jumeau Numérique pour la conformité environnementale

Fig. 1 Architecture conceptuelle du Jumeau Numérique pour la conformité environnementale

L'intégration du Jumeau Numérique (DT) au centre de la boucle de contrôle (Fig.1) transforme la gestion réactive classique en une stratégie **proactive et prescriptive**. Contrairement aux systèmes conventionnels, le DT agit comme un moteur de résolution de conflits entre performance économique et conformité environnementale (NOx et CO₂). En remplaçant la rétroaction par une **boucle d'anticipation**, cette architecture permet de simuler et de valider les recommandations dans un environnement virtuel avant leur application physique, garantissant ainsi une exploitation intelligente et sécurisée.

IV. STRATÉGIE DE CONFORMITÉ ET OPTIMISATION EN TEMPS RÉEL

Le rôle principal du Jumeau Numérique (DT) n'est pas seulement de modéliser, mais de permettre une stratégie de contrôle proactive aboutissant à l'auto-conformité environnementale. Cette stratégie repose sur l'intégration de deux mécanismes avancés : l'optimisation et la transparence du modèle.

A. De la Prédiction à l'Action Proactive (Auto-Conformité)

Le DT agit comme un simulateur de scénarios ("What-If" Analysis). Lorsque les modèles d'IA intégrés prédisent un dépassement imminent des limites d'émissions (NOx ou CO2), le DT exécute des algorithmes d'optimisation en boucle fermée pour identifier la meilleure combinaison de variables de contrôle (par exemple, ajustement du débit de combustible ou du rapport air/carburant) [15]. Contrairement au contrôle traditionnel, le DT permet une optimisation immédiate et continue du point de fonctionnement pour garantir que le processus reste dans la fenêtre de conformité la plus efficace [16].

B. Intégration de l'Intelligence Explicable (XAI)

Pour que les stratégies de durabilité soient adoptées par les opérateurs, elles doivent être fiables et transparentes. Le problème de la « boîte noire » inhérente aux modèles d'apprentissage profond soulève des préoccupations légitimes dans les applications critiques [12]. L'intégration d'outils d'Intelligence Artificielle Explicable (XAI) au sein de l'architecture du DT est cruciale. Le XAI permet d'expliquer comment le modèle est parvenu à une prédiction donnée, augmentant ainsi la confiance de l'opérateur et facilitant l'adoption généralisée des stratégies de contrôle optimisées [17]. Grâce au **XAI**, le Jumeau Numérique ne se contente pas de prédire un dépassement de seuil ; il explique à l'opérateur **quelles variables** opérationnelles (température, débit, etc.) en sont responsables, renforçant ainsi la confiance humaine dans les systèmes automatisés.

Ce mécanisme d'intégration, qui insère le XAI entre le moteur de prédiction et la décision finale de l'opérateur, est illustré par la Fig .2 :

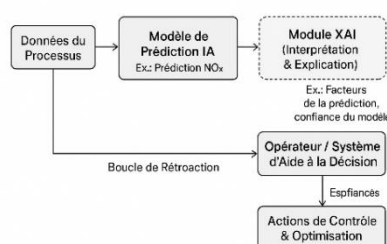


Figure 2 : Intégration du XAI dans l'architecture du Jumeau Numérique

Fig. 2 Intégration du XAI dans l'architecture du Jumeau Numérique

Analyse Stratégique de l'Intégration du XAI (Fig. 2) : Comme l'illustre clairement la Figure 2, l'intégration du XAI dans la boucle de décision transforme le Jumeau Numérique d'un simple prédicteur en un système de contrôle fiable et auditable. L'apport stratégique du Module XAI est de résoudre le problème de la "boîte noire" (Black Box), qui représente un obstacle majeur à l'adoption de l'IA dans les raffineries de pétrole, notamment face aux organismes de réglementation. Le XAI assure une fiabilité réglementaire en fournissant aux opérateurs et aux auditeurs une justification claire et intelligible pour chaque recommandation de réduction d'émissions. Cette transparence est la condition sine qua non pour que les actions de contrôle soient perçues comme crédibles, permettant ainsi un passage sécurisé à l'approche prescriptive et garantissant la légitimité des décisions prises par le système.

C. La Durabilité comme Objectif d'Optimisation

Les stratégies de durabilité nécessitent de concilier des objectifs contradictoires (par exemple, maximiser la production tout en minimisant les émissions). Le DT est l'outil idéal pour cela. Il peut intégrer l'efficacité énergétique et la réduction des polluants comme objectifs multiples dans ses fonctions d'optimisation. L'utilisation de techniques d'apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning - RL) dans le DT permet en outre d'explorer des solutions de contrôle optimales qui seraient difficiles à découvrir avec les méthodes conventionnelles, garantissant une amélioration continue des performances environnementales [18].

V. DÉFIS D'IMPLÉMENTATION ET PERSPECTIVES FUTURES

Malgré les promesses du Jumeau Numérique (DT) en matière de durabilité et de conformité en temps réel, son adoption à grande échelle dans les raffineries de pétrole fait face à des obstacles significatifs. Ces défis sont principalement d'ordre pratique et cognitif. Ces défis majeurs, allant de la qualité des données à la transparence des modèles, ainsi que les solutions envisagées, sont synthétisés dans le Tableau II.

Tableau II. DEFIS ET SOLUTIONS POUR L'INTEGRATION DU JUMENTU NUMERIQUE

Défis	Solutions proposées
Qualité et intégrité des données	Mise en place de systèmes de validation et nettoyage automatisé des données.
Interopérabilité des systèmes hérités	Utilisation de protocoles ouverts (OPC-UA, MQTT) et passerelles IoT.
Transparence du modèle	Intégration de l'Intelligence Artificielle Explicable (XAI).

Le Tableau II démontre que le Jumeau Numérique (DT) constitue une mutation architecturale majeure. Dépassant les limites du Contrôle Avancé (APC) classique, souvent restreint à des boucles locales, le DT offre une plateforme holistique capable d'intégrer simultanément l'optimisation économique, la conformité (NOx/CO₂) et la transparence via le XAI. Ce passage d'une gestion locale à une vision globale prescriptive confirme le DT comme l'état de l'art pour la décarbonation intelligente des raffineries modernes.

A. Qualité et Intégrité des Données

Le succès d'un DT repose entièrement sur la qualité et la fiabilité des données ingérées. Ironiquement, l'environnement riche en données des raffineries modernes peut souvent être pauvre en informations exploitables, souffrant de problèmes d'intégrité, de dérive des capteurs, et de silos de données. Assurer la qualité des données en temps réel est le défi initial le plus critique pour entraîner efficacement les modèles d'IA intégrés dans le DT [11].

- Positionnement du Jumeau Numérique (DT) comme État de l'Art : Le Tableau II démontre que le DT constitue une mutation architecturale majeure plutôt qu'une simple mise à niveau. Contrairement à l'APC historique, limité à des boucles locales, le DT offre une plateforme holistique intégrant optimisation économique, conformité environnementale et transparence via le XAI. En passant d'un contrôle local à une vision globale prescriptive, le DT s'impose comme l'état de l'art pour la gestion des raffineries face aux réglementations actuelles.

B. Intégration des Systèmes Hérités (Legacy Systems)

L'un des principaux défis techniques réside dans la difficulté d'intégrer la nouvelle couche numérique du DT avec les systèmes de contrôle distribués (DCS) et les systèmes d'automatisation plus anciens (systèmes hérités). Ces systèmes n'ont souvent pas été conçus pour des protocoles d'échange de données en temps réel ou pour l'interopérabilité, rendant l'intégration complexe et coûteuse [12], [13]. Ce manque de normalisation entrave la capacité du DT à fonctionner comme une plateforme de contrôle véritablement unifiée.

C. Évolutivité et Capacité de Généralisation

Les modèles prédictifs développés dans un DT sont souvent très spécifiques à l'installation ou à l'équipement pour lequel ils ont été formés. La capacité à transférer ou à généraliser ces modèles à travers différentes unités ou installations industrielles (appelée évolutivité ou Scalability) reste un défi majeur [19]. Surmonter cela nécessite des approches de modélisation plus robustes et adaptatives, capables de gérer les changements dans les conditions d'exploitation et la configuration des équipements

VI. CONCLUSION

Cette étude démontre que le Jumeau Numérique (DT) transcende les limites des systèmes traditionnels en intégrant l'IA hybride et le contrôle avancé. En permettant une optimisation proactive et des analyses

"What-If", le DT assure l'auto-conformité réglementaire (NOx et CO₂) tout en prévenant les dépassements critiques [5], [14], [15]. Bien que des défis subsistent, tels que l'intégration des systèmes hérités, l'apport de l'IA Explicable (XAI) garantit la transparence et l'auditabilité nécessaires [11], [17]. En somme, le DT s'impose comme une mutation architecturale indispensable vers l'Industrie 5.0, transformant le contrôle réactif en une approche prescriptive et holistique pour la viabilité future des raffineries.

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. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4120305>.
- [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] Rožanec JM, Trajkova E, Onat MK, Sarantinoudis N, Arampatzis G, Fortuna B. Machine-Learning-Based Soft Sensors for Energy Efficient Operation of Crude Distillation Units. In: *Proc. 2022 Int. Conf. Electr. Comput. Energy Technol. (ICECET)*. 2022.
- [9] 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.
- [10] Cai J, Liang Q, Luo M. Synergistic Acceleration of Adsorbent Material Development by DFT and ML for CO2 Capture. *Chem Energy Technol* 2025.
- [11] Mohammed SE, Badamasi H, Unimke AA, Durumin Iya NI, Ader. An Overview of Recent Analytical Techniques for Air Quality Monitoring and Assessment. *Review Article. Bentham Science*; 2024. p. 191-204. <https://doi.org/10.2174/0115734110302106240404105903>.
- [12] 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>.
- [13] Khan WA, Pakseresht A, Chua C, Yavari A. Digital twin role for sustainable and resilient renewable power plants: A systematic literature review. *Sustain Energy Technol Assess* 2025;75:104197. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2025.104197>.
- [14] Wang G, Lin Z, Chen Y, Qiu R, Zhang H, Yan J. Carbon-billed future for virtual power plants: A comprehensive review. *Renew Sustain Energy Rev* 2025;217:115719. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.115719>.
- [15] Odufuwa OY, Tartibu LK, Kusakana K. Artificial neural network modelling for predicting efficiency and emissions in mini-diesel engines: Key performance indicators and environmental impact analysis. *Fuel* 2025;387:134294. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2025.134294>.
- [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] Aliyon K, Rajae F, Ritvanen J. Use of artificial intelligence in reducing energy costs of a post-combustion carbon capture plant. *Energy* 2023;278:127834. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.127834>.
- [18] Li Z, Lee Y, Chen J, Qian Y. Developing variable moving window PLS models: Using case of NOx emission prediction of coal-fired power plants. *Fuel* 2021;296:120441. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2021.120441>.
- [19] 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>.
- [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>
- [22] T. J. Williams, "The architecture of computer control systems," *Control Eng.*, vol. 24, no. 5, pp. 44-50, 1977. https://www.iicseonline.org/computer_systems_architecture1.pdf