

Intelligence Artificielle et Blockchain pour la Gestion du Risque Pétrolier sur le Marché Financier Marocain

Artificial Intelligence and Blockchain for Oil Risk Management in the Moroccan Financial Market

Soufiane ZAKHOUNI 

Faculté d'économie et de gestion, Université Ibn Tofail, Kénitra, Maroc

Achraf EL YADMANI 

Faculté d'économie et de gestion, Université Ibn Tofail, Kénitra, Maroc

Mohamed BENKHALLA 

Faculté d'économie et de gestion, Université Ibn Tofail, Kénitra, Maroc

Omar KHARBOUCH 

Faculté d'économie et de gestion, Université Ibn Tofail, Kénitra, Maroc

Résumé. Cet article analyse comment l'intelligence artificielle et une blockchain permissionnée peuvent être articulées pour améliorer la prévision et la gouvernance du risque pétrolier sur le marché financier marocain. L'analyse empirique porte sur des observations quotidiennes couvrant la période du 24 novembre 2020 au 24 novembre 2023 et combine le MASI, les indices sectoriels Pétrole/Gaz et Transport, le Brent, le WTI et le taux USD/MAD. Les rendements logarithmiques sont évalués hors échantillon à l'aide d'un découpage chronologique 80/20. Les modèles ARIMA(1,0,1), Random Forest, XGBoost et LSTM sont comparés au moyen de la MAE, de la RMSE, du taux de bonne direction et du test de Diebold-Mariano. Les effets ARCH sont également examinés afin de caractériser l'hétéroscédasticité conditionnelle ; le cadre GARCH est conservé comme référence théorique de volatilité, sans être intégré à la comparaison des prévisions ponctuelles. Les résultats montrent que la complexité algorithmique ne garantit pas une meilleure prévision : ARIMA obtient la plus faible RMSE pour l'indice Pétrole/Gaz (0,01480), tandis que le benchmark naïf reste légèrement meilleur pour le MASI (0,00681) et le Transport (0,01257). Les modèles d'IA n'améliorent donc pas de manière stable les références simples sur cet échantillon. L'importance des variables issue de Random Forest indique néanmoins une contribution plus forte des variables pétrolières pour le Transport (54,2 %) que pour le MASI (35,4 %) et le secteur Pétrole/Gaz (33,3 %). Ces résultats conduisent à rejeter l'idée d'une supériorité systématique de l'IA et renforcent l'intérêt d'une gouvernance de modèle fondée sur la validation hors échantillon. La blockchain est présentée comme une proposition conceptuelle de traçabilité et d'auditabilité ; ses bénéfices institutionnels restent à valider par un prototype.

Mots-clés : Intelligence artificielle ; Blockchain ; Risque pétrolier ; Marché financier marocain ; Volatilité ; Gouvernance des données.

Abstract. This article examines how artificial intelligence and a permissioned blockchain can be combined to improve the forecasting and governance of oil-related risk in the Moroccan financial market. The empirical analysis uses daily observations from 24 November 2020 to 24 November 2023 for the MASI, the Oil/Gas and Transport sector indices, Brent, WTI and USD/MAD. Log returns are evaluated out of sample using a chronological 80/20 split. ARIMA(1,0,1), Random Forest, XGBoost and LSTM are compared using MAE, RMSE, directional accuracy and Diebold-Mariano tests. ARCH effects are also examined to characterize conditional heteroskedasticity; the GARCH framework is retained as a theoretical volatility reference and is not included in the point-forecast comparison. Results show that algorithmic complexity does not guarantee superior forecasts: ARIMA records the lowest RMSE for Oil/Gas (0.01480), whereas the naive benchmark is marginally best for the MASI (0.00681) and Transport (0.01257). AI models therefore do not

deliver a stable out-of-sample improvement in this sample. Random Forest variable importance nevertheless assigns a larger contribution to oil variables for Transport (54.2%) than for the MASI (35.4%) or Oil/Gas (33.3%). These findings reject a presumption of systematic AI superiority and support strict out-of-sample model governance. Blockchain is presented as a conceptual traceability and auditability layer whose institutional benefits require separate prototype validation.

Keywords : *Artificial intelligence ; Blockchain ; Oil risk ; Moroccan financial market; Volatility ; Data governance*

1. Introduction

Le pétrole demeure un déterminant central des coûts de production, de transport et de financement. Ses variations modifient les anticipations d'inflation, les marges des entreprises, les besoins de trésorerie et les primes de risque. Dans une économie importatrice nette, la hausse du Brent ou du WTI peut être transmise aux marchés financiers par le renchérissement de la facture énergétique, la dégradation des perspectives bénéficiaires des secteurs intensifs en carburants et la réaction de la politique monétaire. L'effet n'est toutefois ni mécanique ni uniforme : il dépend de l'origine du choc, du régime de change, de la structure sectorielle et des mesures de stabilisation mises en œuvre.

Le cas marocain est particulièrement instructif. Le Royaume ne dispose pas d'un marché organisé où s'échangent des contrats pétroliers de référence comparables au Brent ou au WTI. L'expression « marché financier pétrolier marocain » désigne donc, dans cet article, le système d'exposition reliant les prix pétroliers internationaux au MASI, aux indices sectoriels Pétrole/Gaz et Transport, au taux USD/MAD et aux décisions des institutions financières nationales. Cette définition évite de confondre le marché physique de l'énergie, le marché international des contrats pétroliers et la Bourse de Casablanca, tout en rendant visible leur interdépendance économique.

Les méthodes économétriques telles que les modèles ARIMA et GARCH fournissent des repères robustes pour décrire la moyenne et la variance conditionnelle des rendements. Elles peuvent néanmoins être limitées lorsque les relations deviennent fortement non linéaires, lorsque de nombreuses variables interagissent ou lorsque les régimes de marché changent rapidement. L'intelligence artificielle, entendue ici comme l'usage contrôlé de l'apprentissage automatique et profond, ouvre la possibilité d'exploiter des structures complexes. Cette promesse ne constitue pas en elle-même une preuve de supériorité : elle doit être évaluée sur des données non utilisées pendant l'apprentissage et comparée à des références simples.

Parallèlement, l'augmentation du nombre de sources, de transformations et de versions de modèles crée un problème de confiance. Une prévision peut être techniquement précise tout en restant difficile à auditer si l'origine des données, les paramètres ou les validations ne sont pas documentés. La blockchain peut répondre à une partie de cette difficulté par un registre partagé et horodaté. Dans un environnement financier réglementé, une infrastructure permissionnée est plus adaptée qu'une chaîne publique ouverte, car elle permet d'identifier les participants, de contrôler les droits d'écriture et de protéger les informations sensibles.

La question de recherche est dès lors la suivante : comment combiner l'intelligence artificielle et une blockchain permissionnée afin d'améliorer simultanément la prévision et la gouvernance du risque pétrolier auquel le marché financier marocain est exposé ? Trois sous-questions en découlent. Quels modèles doivent être comparés pour mesurer une valeur prédictive réelle ? Quelles informations doivent être inscrites dans le registre sans y placer les données confidentielles ou volumineuses ? Quelles règles institutionnelles permettent d'éviter qu'un système technologiquement avancé n'amplifie le risque de modèle, le risque cybernétique ou la dépendance à des prestataires externes ?

L'article poursuit trois objectifs. Le premier consiste à relier la littérature sur la transmission pétrole-finance aux travaux sur la prévision par intelligence artificielle. Le deuxième consiste à évaluer empiriquement plusieurs modèles prédictifs sur les séries marocaines et internationales

disponibles entre 2020 et 2023. Le troisième consiste à proposer une architecture conceptuelle fondée sur une blockchain permissionnée afin d'améliorer la traçabilité et l'auditabilité du processus prédictif. L'étude combine ainsi une composante prédictive empirique et une composante blockchain conceptuelle, cette dernière restant à valider expérimentalement.

La contribution est double. Sur le plan scientifique, le cadre distingue clairement l'exactitude d'une prévision, son explicabilité et son auditabilité, trois dimensions souvent confondues. Sur le plan opérationnel, il traduit cette distinction en objets vérifiables : jeux de données versionnés, empreintes cryptographiques, paramètres de modèles, mesures hors échantillon, alertes et décisions de validation. La suite de l'article présente la littérature et les propositions de recherche, décrit les données, le protocole empirique et l'architecture conceptuelle proposée, expose les résultats empiriques, puis en discute les implications, les limites et les prolongements.

2. Revue de la littérature et fondements théoriques

a. Chocs pétroliers et marché financier marocain

Les travaux fondateurs relient les chocs pétroliers à l'activité économique et aux valorisations financières. Hamilton (1983) met en évidence leur rôle dans les fluctuations macroéconomiques américaines. Jones et Kaul (1996) montrent ensuite que les cours boursiers réagissent par le canal des flux de trésorerie attendus, tandis que Sadorsky (1999) souligne l'importance de la volatilité. Kilian et Park (2009) établissent que la réaction des actions dépend de la nature du choc : une perturbation d'offre, une hausse de la demande mondiale et une demande de précaution ne produisent pas les mêmes effets.

Cette hétérogénéité justifie une lecture sectorielle. Un indice agrégé peut masquer des expositions opposées : certaines entreprises subissent la hausse du coût du carburant, d'autres peuvent bénéficier de revenus liés à l'énergie, et d'autres encore sont influencées surtout par la demande domestique. Pour le Maroc, les indices Pétrole/Gaz et Transport constituent ainsi des capteurs sectoriels complémentaires du MASI. L'exposition externe du pays renforce l'intérêt de cette comparaison. El Yadmani et al. (2025) montrent que la volatilité des prix pétroliers est susceptible d'affecter plusieurs variables macroéconomiques marocaines, notamment la croissance, l'inflation et les équilibres extérieurs, dans un contexte de forte dépendance aux importations énergétiques. La Banque mondiale (World Bank, 2026) souligne également l'importance de cette dépendance énergétique pour les équilibres macroéconomiques du pays..

La relation pétrole-actions est en outre dynamique. La corrélation moyenne peut être faible alors que la dépendance augmente pendant une crise, ou que l'effet apparaît avec retard. Ciner (2001) documente des liens non linéaires entre énergie et finance, tandis que Tang et Xiong (2012) relient la financiarisation des matières premières à leur intégration croissante aux marchés d'actifs. Les rendements présentent fréquemment des queues épaisses, des observations extrêmes et un regroupement de la volatilité (Cont, 2001). Les modèles ARCH et GARCH d'Engle (1982) et Bollerslev (1986) constituent donc des références essentielles ; Wei et al. (2010) confirment leur utilité pour la volatilité pétrolière. Dans la présente étude, ARIMA sert de référence prédictive pour la moyenne, tandis que le cadre ARCH/GARCH soutient l'analyse de la volatilité conditionnelle.

b. Intelligence artificielle et prévision du pétrole

L'apprentissage automatique permet de représenter des relations non linéaires entre les rendements pétroliers, les variables boursières, le change, les volumes et les retards temporels. Les forêts aléatoires réduisent la variance par agrégation d'arbres, tandis que le gradient boosting construit séquentiellement des modèles correctifs. Gu et al. (2020) montrent l'intérêt de ces outils en évaluation d'actifs. Les réseaux LSTM, introduits par Hochreiter et Schmidhuber (1997), sont conçus pour préserver une information utile sur des séquences longues. Ils ont été appliqués aux marchés financiers et pétroliers par Fischer et Krauss (2018), Li et al. (2019) ainsi que Zhang et Hong (2022).

La littérature ne justifie cependant pas l'affirmation générale selon laquelle un modèle profond serait toujours supérieur. Une architecture complexe peut apprendre le bruit, devenir instable après un changement de régime et afficher de bonnes performances uniquement en raison d'une fuite d'information. Les choix de normalisation, de fenêtre temporelle et de réglage des hyperparamètres doivent donc être effectués uniquement sur l'échantillon d'apprentissage. La comparaison doit porter sur plusieurs critères : erreur absolue, erreur quadratique, direction du rendement, calibration du risque et stabilité entre sous-périodes.

La distinction entre expliquer et prédire est également déterminante (Shmueli, 2010). Un modèle peut prévoir correctement sans identifier un mécanisme causal. Dans le contexte marocain, une importance élevée du Brent dans un modèle ne prouve pas que chaque variation du MASI est causée par le pétrole. Les outils d'explicabilité, tels que les contributions locales des variables, doivent être utilisés comme diagnostics du comportement du modèle et non comme substituts à une stratégie d'identification causale.

c. Blockchain, traçabilité et infrastructures financières

La blockchain est un registre distribué dans lequel les opérations validées sont ordonnées, horodatées et liées cryptographiquement. Si Nakamoto (2008) en a popularisé une architecture ouverte pour les paiements, son intérêt dans cette recherche n'est pas de créer un actif spéculatif ni de transférer les données financières vers une chaîne publique. Il est de construire une preuve partagée de provenance : quelle source a fourni une observation, quel traitement a été appliqué, quelle version du modèle a produit une prévision et quelle autorité a validé une alerte. Le document du NIST de Yaga et al. (2018) fournit les concepts techniques nécessaires à cette distinction.

Les travaux économiques montrent que le registre partagé peut réduire certains coûts de vérification et de coordination, mais qu'il ne supprime ni les règles institutionnelles ni les asymétries d'information (Catalini et Gans, 2020). Cong et He (2019) soulignent le rôle des contrats intelligents dans l'automatisation d'engagements vérifiables, tandis qu'Andoni et al. (2019) recensent leurs possibilités et leurs contraintes dans le secteur énergétique. La Bank for International Settlements (2023) et le BIS Committee on Payments and Market Infrastructures (2024) insistent toutefois sur la nécessité d'une gouvernance robuste, d'une gestion des risques et d'une articulation avec les cadres juridiques existants.

Une limite centrale est le problème de l'oracle. Si une source transmet un prix erroné ou si une transformation est mal paramétrée, le registre peut conserver fidèlement une mauvaise information. La blockchain garantit alors l'intégrité de ce qui a été enregistré, non la vérité économique de l'entrée. Le dispositif doit donc prévoir plusieurs fournisseurs, des règles de rapprochement, des seuils d'anomalie, une responsabilité identifiable et une procédure de correction qui conserve l'historique.

d. Complémentarité entre intelligence artificielle et blockchain

Les deux technologies répondent à des problèmes différents. L'intelligence artificielle transforme des données en prévisions, scores ou alertes ; la blockchain enregistre des preuves sur la manière dont ces objets ont été produits et approuvés. Une solution fondée uniquement sur l'IA peut être performante mais opaque. Une solution fondée uniquement sur la blockchain peut être auditable mais n'améliore pas la capacité prédictive. La complémentarité apparaît lorsque chaque prévision est liée à un jeu de données, à une version de code, à des paramètres et à des mesures de validation vérifiables.

Dans cette perspective, El Yadmani, Zakhouni et Kharbouch (2026) proposent une approche hybride associant économétrie, apprentissage profond et blockchain pour la prévision de la volatilité pétrolière et l'amélioration de la traçabilité dans les marchés énergétiques. Leur analyse met notamment en avant l'intérêt d'une articulation entre modèles de prévision et mécanismes de traçabilité. Cette approche fournit ainsi un point d'appui à la conception du dispositif hybride étudié

ici, tout en laissant ouverte la question de sa validation sur des données financières marocaines et dans un environnement blockchain effectivement déployé.

Cette complémentarité ne doit pas être assimilée à une centralisation technique sur la chaîne. Les prix bruts, les données propriétaires et les matrices d'apprentissage sont conservés hors chaîne dans des environnements sécurisés. Seules leurs empreintes, les métadonnées nécessaires, les autorisations et les événements de gouvernance sont inscrits dans le registre. Cette séparation limite les coûts, protège la confidentialité et facilite l'exercice des droits de rectification sans effacer la trace des décisions antérieures.

e. Propositions de recherche

La synthèse de la littérature conduit à six propositions de recherche de nature différente. P1 et P2 concernent la composante prédictive et font l'objet d'une évaluation empirique dans cette étude. P3 à P6 portent sur la gouvernance, la traçabilité et les performances opérationnelles d'une architecture blockchain permissionnée ; elles constituent des propositions conceptuelles à tester ultérieurement au moyen d'un prototype.

Tableau 1 : Propositions de recherche

Code	Proposition de recherche	Critère principal
P1	Un modèle d'IA correctement validé améliore la prévision hors échantillon par rapport aux références naïve et ARIMA.	MAE, RMSE, taux de bonne direction, test de Diebold-Mariano
P2	Les indices Pétrole/Gaz et Transport présentent une sensibilité non linéaire au pétrole plus forte ou plus stable que le MASI agrégé.	Importance des variables, performance sectorielle, robustesse
P3	L'horodatage des données, versions et décisions réduit les lacunes de provenance et de reproductibilité.	Taux de traçabilité et temps d'audit
P4	Le couple IA–blockchain améliore l'auditabilité par rapport à une chaîne prédictive fondée uniquement sur l'IA.	Complétude de la piste d'audit
P5	Le bénéfice de la blockchain dépend de la qualité des oracles, des règles d'accès et de la gouvernance.	Incidents, divergences et résolution
P6	Le dispositif hybride n'améliore la rapidité décisionnelle que si sa latence et ses coûts restent sous des seuils définis.	Latence, coût unitaire, délai d'alerte

Source : Auteurs

Le tableau 1 traduit le cadre théorique en six propositions de recherche, dont deux sont évaluées empiriquement dans la présente étude et quatre nécessitent une validation expérimentale ultérieure. P1 et P2 portent sur la performance prédictive et l'exposition sectorielle au risque pétrolier. P3 à P6 décrivent les bénéfices attendus du dispositif hybride en matière de traçabilité, d'auditabilité, de gouvernance et d'efficacité opérationnelle, sans les présenter comme des résultats déjà démontrés.

3. Cadre conceptuel et méthodologique

a. Positionnement et stratégie de recherche

La recherche articule une validation empirique de la composante prédictive et une démarche de conception pour la composante blockchain. Trois niveaux sont distingués : le niveau économique décrit les canaux de transmission du risque pétrolier ; le niveau analytique transforme les données en prévisions ; le niveau de gouvernance formalise les mécanismes de traçabilité et d'auditabilité. Les performances prédictives associées à P1 et P2 sont évaluées sur les données disponibles, tandis que l'architecture blockchain associée à P3-P6 est proposée conceptuellement et n'est pas déployée expérimentalement dans la présente étude.

Le périmètre empirique couvre la période quotidienne du 24 novembre 2020 au 24 novembre 2023. La base marocaine comprend 755 dates de marché ; après calcul des différences logarithmiques, 754 rendements sont disponibles pour le MASI et 751 pour les indices Pétrole/Gaz et Transport. Les séries pétrolières sont remises en ordre chronologique et les observations sans correspondance dans la séquence commune sont exclues. Le taux USD/MAD est apparié par date aux jours de cotation marocains. Les valeurs manquantes et les décalages de calendrier sont traités avant le calcul des variables afin d'éviter toute utilisation d'information future.

b. Variables et préparation des données

Les prix sont transformés en rendements logarithmiques. Pour un actif de prix P à la date t , le rendement est défini par :

$$r_t = 100 \times \ln(P_t / P_{t-1}) \quad (1)$$

où P_t désigne le prix de clôture à la date t et P_{t-1} le prix de clôture de la séance précédente.

Les variables explicatives comprennent cinq retards des rendements du marché cible, du WTI, du Brent et du taux USD/MAD, ainsi que l'écart Brent-WTI retardé. Les variables sont construites uniquement à partir de l'information disponible avant la date à prévoir. Les volumes et variables macroéconomiques ne sont pas retenus dans l'estimation principale, car ils ne sont pas disponibles de façon homogène dans la base utilisée.

Tableau 2 : Variables mobilisées dans l'analyse empirique

Bloc	Variables	Fréquence et traitement	Statut dans l'analyse
Marché marocain	MASI ; indices Pétrole/Gaz et Transport	Quotidienne ; rendements logarithmiques ; calendrier commun	Utilisé
Pétrole international	Brent ; WTI ; écart Brent-WTI	Quotidienne ; prix de clôture ; contrôle des fuseaux	Utilisé
Change	USD/MAD	Quotidienne ; appariement aux jours de cotation marocains	Utilisé

Source : Auteurs

Le tableau 2 présente uniquement les variables effectivement mobilisées dans l'analyse prédictive : le MASI, les indices Pétrole/Gaz et Transport, le Brent, le WTI et l'USD/MAD. Les volumes et les variables macroéconomiques ne sont pas intégrés à l'estimation principale en raison de leur disponibilité insuffisamment homogène sur la période étudiée. Les métadonnées de traçabilité appartiennent à la proposition conceptuelle de blockchain décrite dans les sections suivantes et ne sont pas testées empiriquement dans cette étude.

c. Couche économétrique et intelligence artificielle

Le protocole commence par des diagnostics descriptifs : moyenne, écart-type, asymétrie, kurtosis, tests de stationnarité et effets ARCH. Les effets ARCH permettent d'identifier une éventuelle hétéroscédasticité conditionnelle. Le cadre GARCH(1,1) est mobilisé comme référence théorique pour l'analyse de la volatilité, mais il n'entre pas dans la comparaison principale des prévisions ponctuelles présentée en section 4. Sa forme générale est la suivante :

$$\sigma^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

où σ^2 représente la variance conditionnelle, ε_{t-1}^2 le choc passé et σ_{t-1}^2 la variance conditionnelle retardée.

Les modèles prédictifs sont estimés avec un ensemble identique d'informations disponibles à la date t . Random Forest et XGBoost représentent les méthodes d'arbres ; le LSTM représente l'apprentissage séquentiel. Compte tenu d'un échantillon d'environ 750 observations quotidiennes, le LSTM est utilisé comme benchmark exploratoire et non comme architecture profonde supposée optimale. Cette taille d'échantillon accroît le risque de surapprentissage et limite la capacité du réseau à exploiter pleinement sa flexibilité. Pour un horizon h et une fenêtre de longueur L , la prévision générale peut être écrite comme une fonction paramétrée des observations passées :

$$\hat{y}_{t+h} = f_{\theta}(X_{t-L+1:t}) \quad (3)$$

où h désigne l'horizon de prévision, L la longueur de la fenêtre d'information et f_{θ} la fonction estimée par le modèle.

Aucune observation future ne doit influencer la normalisation, la construction des variables ou l'estimation des modèles. L'évaluation repose sur un découpage chronologique 80/20 : les 80 % premières observations constituent l'échantillon d'apprentissage et les 20 % finales le test hors échantillon. Les hyperparamètres et transformations sont fixés à partir de l'échantillon d'apprentissage. Aucune validation glissante ni optimisation imbriquée n'est présentée comme résultat de cette étude ; ces procédures sont retenues comme prolongements pour une base plus longue.

Tableau 3 : Modèles comparés et rôle dans le protocole

Famille	Spécification	Rôle	Risque à contrôler
Naïve	Prévision nulle du rendement	Benchmark minimal	Fausse sophistication
Économétrique	ARIMA(1,0,1) ; ARCH/GARCH comme cadre de volatilité	ARIMA : référence prédictive ; ARCH/GARCH : diagnostic et référence théorique de volatilité	Mauvaise spécification, ruptures
Arbres	Random Forest ; XGBoost	Non-linéarités et interactions	Surapprentissage, importance instable
Réseau séquentiel	LSTM régularisé, utilisé comme benchmark exploratoire	Dépendances temporelles complexes	Coût, opacité, sensibilité aux réglages

Source : Auteurs

Le tableau 3 organise la comparaison selon un principe de complexité croissante et reflète les modèles effectivement mobilisés. Le benchmark naïf et ARIMA constituent les références de

prévision ponctuelle. Les tests ARCH et le cadre GARCH caractérisent la volatilité conditionnelle sans être inclus dans le Tableau 9. Random Forest, XGBoost et LSTM ne sont pas considérés comme supérieurs a priori ; le LSTM est interprété avec une prudence particulière compte tenu de la taille limitée de l'échantillon.

d. Couche blockchain permissionnée : proposition conceptuelle

La couche blockchain décrite ci-après constitue une proposition conceptuelle et n'est pas déployée expérimentalement dans cette étude. Le registre envisagé serait géré par un consortium composé d'entités autorisées. Les rôles institutionnels cités dans l'architecture sont hypothétiques : ils décrivent des participants possibles et non un accord existant. Un fournisseur de données pourrait soumettre une empreinte ; un opérateur analytique pourrait inscrire une version de modèle ; une fonction de contrôle pourrait valider ou rejeter une alerte ; un auditeur pourrait consulter la séquence des événements sans accéder nécessairement aux données brutes.

Pour chaque objet numérique D , le système calcule une empreinte combinant le contenu, les métadonnées M , la version V et l'horodatage τ . L'objet demeure hors chaîne ; l'empreinte H est inscrite dans le registre. Une modification ultérieure produit une empreinte différente et devient détectable :

$$H = \text{SHA} - 256(D \parallel M \parallel V \parallel \tau) \quad (4)$$

où D désigne l'objet numérique, M ses métadonnées, V sa version et τ son horodatage.

Les contrats intelligents appliquent des règles simples et auditables : présence des champs obligatoires, signature d'un acteur autorisé, validation croisée des prix, seuil de performance minimale et séparation des fonctions. Ils ne doivent pas exécuter automatiquement une transaction financière sur la seule base d'un signal de modèle. Une intervention humaine et des limites de risque restent nécessaires, particulièrement lors d'un changement de régime ou d'une anomalie de données.

Le tableau 4 présente les principaux objets susceptibles d'être intégrés dans le registre de la blockchain ainsi que les modalités de leur gestion. Il distingue, pour chaque objet, les éléments conservés hors chaîne, les informations inscrites sur la chaîne et le droit principal associé à leur écriture, leur validation ou leur consultation. Les objets recensés comprennent notamment les observations de marché, les jeux d'apprentissage, les modèles, les prévisions, les alertes et décisions, ainsi que les opérations de correction.

Tableau 4 : Objets du registre et règles d'accès

Objet	Hors chaîne	Inscrit sur la chaîne	Droit principal
Observation de marché	Prix et fichier source	Empreinte, source, heure, statut	Fournisseur écrit ; auditeur lit
Jeu d'apprentissage	Matrice complète	Empreinte, période, variables, licence	Équipe modèle écrit ; contrôle valide
Modèle	Code, poids et environnement	Version, empreinte, propriétaire, statut	Équipe modèle propose ; contrôle approuve
Prévision	Distribution détaillée	Horizon, résumé, empreinte, modèle	Moteur écrit ; utilisateurs autorisés lisent
Alerte et décision	Justification confidentielle	Seuil, décision, signataires, heure	Risque valide ; audit consulte
Correction	Nouvel objet corrigé	Lien vers ancienne version et motif	Double validation

Source : Auteurs

Ce tableau illustre le principe de séparation entre stockage hors chaîne et preuve enregistrée sur la blockchain dans l'architecture proposée. Les données détaillées, potentiellement volumineuses ou confidentielles, resteraient dans des environnements sécurisés, tandis que les empreintes, versions, statuts et validations seraient inscrits dans le registre. Cette architecture vise à renforcer la provenance et l'auditabilité sans exposer inutilement les données financières sensibles.

e. Architecture intégrée proposée et chaîne de décision

L'architecture comprend quatre couches. La couche de données collecte, normalise et contrôle les séries. La couche analytique produit des prévisions et des indicateurs d'incertitude. La couche blockchain conserve les preuves, les autorisations et les validations. Enfin, la couche décisionnelle présente les alertes aux investisseurs, aux gestionnaires de risques et, selon leurs compétences, aux autorités. Chaque couche possède un responsable, des critères de disponibilité et une procédure de reprise.

La circulation d'une prévision suit un ordre précis. Après ingestion, les contrôles comparent les sources et isolent les anomalies. Le modèle approuvé calcule une prévision, un intervalle et une explication. Le système vérifie que la version est autorisée et que la performance récente reste supérieure au seuil. L'empreinte est inscrite dans le registre, puis l'alerte est transmise. La décision finale, son auteur et son motif sont à leur tour horodatés, ce qui relie le calcul à son usage sans prétendre automatiser le jugement financier.

Tableau 5 : Architecture fonctionnelle du dispositif hybride

Couche	Fonctions	Sorties vérifiables	Contrôle clé
1. Données	Collecte, calendrier, nettoyage, catalogue	Jeu versionné et rapport qualité	Rapprochement multi-source
2. IA	Estimation, prévision, incertitude, explication	Signal, intervalle, métriques, version	Validation chronologique hors échantillon ; validation glissante en prolongement
3. Blockchain	Empreintes, signatures, droits, historique	Preuve d'intégrité et piste d'audit	Consensus permissionné et séparation des rôles
4. Décision	Tableau de bord, limites, validation humaine	Alerte acceptée, rejetée ou suspendue	Responsabilité et justification

Source : Auteurs

Le tableau 5 présente les quatre couches du dispositif proposé et leurs fonctions complémentaires. La couche de données serait chargée de la qualité des entrées, la couche IA des prévisions et de leur incertitude, la blockchain des preuves d'intégrité et de validation, et la couche décisionnelle du maintien de la responsabilité humaine. Cette architecture conceptuelle distingue ainsi performance prédictive, traçabilité technique et décision financière.

f. Protocole d'évaluation

L'évaluation empirique effectivement réalisée porte sur la qualité prédictive : MAE, RMSE, taux de bonne direction et test de Diebold-Mariano. Les effets ARCH complètent le diagnostic de volatilité et l'importance agrégée des variables de Random Forest sert de diagnostic prédictif pour P2. Les dimensions de traçabilité, de temps d'audit, de latence, de coût et d'incidents appartiennent au protocole proposé pour un futur prototype blockchain et ne sont pas mesurées dans la présente étude.

La comparaison des erreurs ne repose pas uniquement sur leur moyenne. Le test de Diebold et Mariano (1995) évalue si la différence de perte prédictive entre deux modèles est statistiquement significative. Dans la présente étude, ce test compare les modèles d'IA à ARIMA sur l'échantillon hors test. Les analyses par régimes de marché, les validations glissantes et les ablations complètes sont proposées comme prolongements et ne sont pas présentées comme résultats déjà réalisés.

$$RMSE = \sqrt{[(1/n) \sum (y_T - \hat{y}_T)^2]} \quad ; \quad MAE = (1/n) \sum |y - \hat{y}| \quad (5)$$

où y_T est la valeur observée, $\hat{y}_T$ la prévision et n le nombre d'observations hors échantillon.

Tableau 6 : Plan d'évaluation empirique et opérationnelle

Dimension	Indicateurs	Comparaison	Statut dans cette étude
Prévision	MAE, RMSE, direction, Diebold-Mariano	IA contre benchmark naïf et ARIMA	Évalué empiriquement
Risque	Effets ARCH ; volatilité conditionnelle	Diagnostic des séries	Diagnostiqué ; GARCH non comparé en prévision ponctuelle
Explicabilité	Importance agrégée des variables	Séries cibles et groupes de variables	Évalué comme diagnostic prédictif
Traçabilité	Taux d'objets complets, temps d'audit	Pipeline IA seul contre dispositif hybride	Conceptuel ; prototype requis
Opérations	Latence, disponibilité, coût, incidents	Seuils définis avant le test	Conceptuel ; prototype requis

Source : Auteurs

Le tableau 6 distingue les dimensions effectivement évaluées des dimensions qui restent à tester. Les performances prédictives associées à P1 et P2 sont examinées empiriquement, tandis que la traçabilité et les contraintes opérationnelles associées à P3-P6 relèvent d'un futur prototype blockchain. Cette séparation évite d'attribuer à l'architecture proposée des bénéfices qui n'ont pas encore été mesurés.

g. Gouvernance et maîtrise des risques

L'adoption responsable exige une gouvernance du cycle de vie. Le cadre de gestion du risque d'IA du National Institute of Standards and Technology (NIST, 2023) et les analyses du Financial Stability Board (FSB, 2024, 2025, 2026) soulignent les risques de qualité des données, d'opacité, de dépendance à des tiers, de concentration technologique, de cybersécurité et de comportements corrélés. Pour le dispositif proposé, chaque modèle doit avoir un propriétaire, un objectif autorisé, une documentation, une fréquence de révision et une procédure de retrait.

La gouvernance blockchain doit préciser qui peut lire, écrire, valider et corriger. Une majorité technique de nœuds ne saurait remplacer la responsabilité juridique. Les clés cryptographiques doivent être protégées, renouvelées et révoquées. Un plan de continuité prévoit la perte d'un nœud, la compromission d'une clé, l'indisponibilité d'un fournisseur et le retour temporaire à une procédure centralisée contrôlée.

Le Tableau 7 recense sept catégories de risques associés au dispositif combinant intelligence artificielle et blockchain, en les associant chacune à une manifestation possible et à un contrôle proposé. La qualité des données couvre les prix erronés, les retards et les incohérences de calendrier, pour lesquels sont proposés une multi-source, des seuils d'écart, une mise en quarantaine et un journal de correction.

Tableau 7 : Principaux risques et mesures de contrôle

Risque	Manifestation possible	Contrôle proposé
Qualité des données	Prix erroné, retard, calendrier incohérent	Multi-source, seuils d'écart, quarantaine et journal de correction
Risque de modèle	Surapprentissage, dérive, intervalle mal calibré	Validation glissante, champion–challenger, limites et retrait
Oracle	Entrée fausse mais enregistrée correctement	Sources agréées, rapprochement, responsabilité et contestation
Cybersécurité	Vol de clé, accès non autorisé, indisponibilité	HSM, moindre privilège, rotation, tests de reprise
Confidentialité	Exposition de données propriétaires	Données hors chaîne, chiffrement et accès par rôle
Concentration	Dépendance à un fournisseur ou modèle	Portabilité, alternatives, clauses de sortie et tests réguliers
Automatisation excessive	Décision non revue en période de rupture	Validation humaine, seuils d'arrêt et justification

Source : Auteurs à partir de NIST (2023) et FSB (2024, 2025, 2026).

Le tableau 7 souligne que l'introduction de l'intelligence artificielle et de la blockchain ne supprime pas le risque, mais en transforme certaines sources. La qualité des données, le risque de modèle, les oracles, la cybersécurité, la confidentialité et la dépendance technologique doivent être contrôlés conjointement. La valeur du dispositif dépend ainsi autant de sa gouvernance et de ses mécanismes de contrôle que de ses performances techniques.

4. Résultats empiriques

Cette section répond à la demande d'une validation empirique de la couche prédictive. Les résultats sont calculés sur les rendements logarithmiques. Le dernier cinquième chronologique de chaque série est réservé au test hors échantillon. Les modèles d'apprentissage automatique utilisent cinq retards du rendement cible, du WTI, du Brent et de l'USD/MAD, ainsi que le spread Brent-WTI retardé. Les hyperparamètres sont fixés sur l'échantillon d'apprentissage afin de limiter la fuite d'information.

a. Statistiques descriptives et diagnostics

Tableau 8 : Statistiques descriptives et diagnostics des rendements

Série	N	Moy.	Écart-type	Asym.	Kurtosis	p-ADF	p-ARCH
MASI	754	0.00011	0.00692	-0.43	11.62	0.0000	0.0000
Pétrole/Gaz	751	0.00012	0.01418	-0.26	4.95	0.0000	0.0000
Transport	751	0.00003	0.01510	-0.05	7.87	0.0000	0.0283
WTI	754	0.00068	0.02489	-0.52	5.35	0.0000	0.0000
Brent	754	0.00071	0.02388	-0.53	5.95	0.0000	0.0000
USD/MAD	754	0.00014	0.00370	0.09	4.94	0.0000	0.0000

Source : calculs des auteurs.

Les rendements sont stationnaires au seuil de 1 % pour l'ensemble des séries. Les kurtosis, toutes supérieures à 3, indiquent des distributions leptokurtiques et confirment la présence de valeurs extrêmes. Les tests ARCH sont significatifs au seuil de 5 % pour toutes les séries, ce qui met en évidence une hétéroscédasticité conditionnelle et justifie l'intérêt théorique du cadre GARCH pour l'analyse de la volatilité. Aucun résultat GARCH n'est toutefois inclus dans la comparaison des prévisions ponctuelles du Tableau 9. Le MASI présente une volatilité quotidienne plus faible que les indices sectoriels, alors que WTI et Brent sont les séries les plus volatiles.

b. Performances hors échantillon

Tableau 9 : Comparaison hors échantillon des modèles

Série	Modèle	MAE	RMSE	Direction (%)
MASI	Naïf (zéro)	0.00416	0.00681	0.0
MASI	ARIMA (1,0,1)	0.00415	0.00688	50.7
MASI	Random Forest	0.00428	0.00734	54.0
MASI	XGBoost	0.00432	0.00734	54.7
MASI	LSTM	0.00608	0.00871	46.0
Pétrole/Gaz	Naïf (zéro)	0.01076	0.01526	12.0
Pétrole/Gaz	ARIMA (1,0,1)	0.01059	0.01480	47.3
Pétrole/Gaz	Random Forest	0.01129	0.01552	46.0
Pétrole/Gaz	XGBoost	0.01141	0.01557	51.3
Pétrole/Gaz	LSTM	0.01694	0.02256	44.0
Transport	Naïf (zéro)	0.00653	0.01257	34.7
Transport	ARIMA (1,0,1)	0.00698	0.01259	35.3
Transport	Random Forest	0.00749	0.01305	32.7
Transport	XGBoost	0.00850	0.01377	31.3
Transport	LSTM	0.01448	0.02041	28.7

Source : calculs des auteurs.

Les résultats ne confirment pas une supériorité générale de l'intelligence artificielle. Pour le MASI, le benchmark naïf obtient la plus faible RMSE (0,00681), très légèrement devant ARIMA (0,00688), alors que Random Forest et XGBoost atteignent environ 0,00734. Pour Pétrole/Gaz, ARIMA est le meilleur modèle avec une RMSE de 0,01480. Pour le Transport, le benchmark naïf reste marginalement devant ARIMA (0,01257 contre 0,01259). Le LSTM est le moins performant sur les trois séries. Cette contre-performance doit toutefois être interprétée avec prudence : la taille réduite de l'échantillon d'apprentissage limite un modèle séquentiel profond et peut favoriser le surapprentissage. Random Forest et XGBoost améliorent légèrement le taux de bonne direction du MASI, sans réduire l'erreur quadratique.

c. Tests de Diebold-Mariano

Tableau 10 : Tests de Diebold-Mariano, modèles d'IA contre ARIMA

Série	Modèle IA	Stat. DM	p-valeur	Conclusion
MASI	Random Forest	1.429	0.1550	Non significatif
MASI	XGBoost	1.545	0.1245	Non significatif
MASI	LSTM	3.774	0.0002	Significatif
Pétrole/Gaz	Random Forest	2.699	0.0078	Significatif
Pétrole/Gaz	XGBoost	1.989	0.0485	Significatif
Pétrole/Gaz	LSTM	4.213	0.0000	Significatif
Transport	Random Forest	1.984	0.0491	Significatif
Transport	XGBoost	2.441	0.0158	Significatif
Transport	LSTM	4.037	0.0001	Significatif

Source : calculs des auteurs.

Pour le MASI, l'écart entre ARIMA et Random Forest ou XGBoost n'est pas statistiquement significatif au seuil de 5 %, alors que la dégradation du LSTM l'est. Pour Pétrole/Gaz et Transport, les différences sont significatives ou proches du seuil pour les modèles d'IA, avec un différentiel de perte en leur défaveur. La proposition P1, qui anticipait un gain prédictif stable de l'IA par rapport au benchmark naïf et à ARIMA, n'est donc pas soutenue sur la période étudiée.

d. Sensibilité sectorielle aux variables pétrolières

Tableau 11 : Importance prédictive agrégée des groupes de variables dans Random Forest

Série cible	Variables pétrole (%)	Retards propres (%)	USD/MAD (%)
MASI	35.4	40.1	24.6
Pétrole/Gaz	33.3	42.3	24.4
Transport	54.2	27.8	18.0

Source : calculs des auteurs

Les variables liées au pétrole représentent 54,2 % de l'importance totale dans le modèle du Transport, contre 35,4 % pour le MASI et 33,3 % pour Pétrole/Gaz. Ce résultat soutient l'idée d'une exposition particulièrement marquée du Transport aux informations pétrolières, mais ne confirme pas la proposition P2 dans sa formulation la plus large puisque l'indice Pétrole/Gaz ne présente pas une importance pétrolière supérieure au MASI. P2 est donc partiellement soutenue. Ces importances restent des diagnostics prédictifs et ne doivent pas être interprétées comme des effets causaux.

e. Synthèse des propositions

Le Tableau 12 récapitule, pour chacune des six propositions formulées dans le cadre conceptuel, son statut au regard de l'analyse empirique et de la justification correspondante. P1 est notée « Non soutenue », avec pour justification que les modèles d'IA ne réduisent pas de manière stable la MAE et la RMSE par rapport au benchmark naïf et à ARIMA. P2 est notée « Partiellement soutenue », en raison d'une importance pétrolière élevée pour le Transport mais pas pour Pétrole/Gaz relativement au MASI. P3 est notée « À valider par prototype », le protocole de traçabilité étant défini mais aucun test d'audit blockchain n'ayant été exécuté dans l'étude. P4 reçoit le même statut « À valider par prototype », la supériorité d'auditabilité du pipeline hybride demeurant une hypothèse expérimentale. P5 est notée « Cadre conceptuel », la gouvernance des oracles et des accès étant spécifiée comme condition de conception. P6 est notée « À valider par prototype », la latence, le coût et le délai d'alerte nécessitant un déploiement expérimental. Le tableau s'appuie sur les résultats empiriques et le cadre conceptuel présentés dans l'article.

Tableau 12 : Statut des propositions après l'analyse empirique

Proposition	Statut	Justification
P1	Non soutenue	Les modèles d'IA ne réduisent pas de manière stable MAE/RMSE par rapport au benchmark naïf et à ARIMA.
P2	Partiellement soutenue	Importance pétrolière élevée pour le Transport, mais pas pour Pétrole/Gaz relativement au MASI.
P3	À valider par prototype	Le protocole de traçabilité est défini, mais aucun test d'audit blockchain n'est exécuté dans cette étude.
P4	À valider par prototype	La supériorité d'auditabilité du pipeline hybride reste une hypothèse expérimentale.
P5	Cadre conceptuel	La gouvernance des oracles et des accès est spécifiée comme condition de conception.
P6	À valider par prototype	Latence, coût et délai d'alerte nécessitent un déploiement expérimental.

Source : Auteurs à partir des résultats empiriques et du cadre conceptuel.

La séparation entre propositions prédictives et propositions de gouvernance permet de distinguer les résultats effectivement observés des bénéfices blockchain qui restent à tester. P1 n'est pas soutenue par les performances hors échantillon et P2 est partiellement soutenue. Les propositions P3 à P6 demeurent des hypothèses à valider dans un prototype contrôlé mesurant notamment la traçabilité, le temps d'audit, la latence, le coût et les incidents.

5. Discussion théorique et empirique

a. Diagnostic du problème informationnel

Le premier résultat analytique est que le problème n'est pas seulement prédictif. La relation entre pétrole et finance marocaine rassemble des séries produites selon des calendriers, des licences et des procédures différentes. Même un modèle précis reste fragile si les observations utilisées ne peuvent pas être reliées à leur source, si une correction écrase l'ancienne valeur ou si la version du modèle n'est pas conservée. L'infrastructure de confiance doit donc être conçue en même temps que l'algorithme.

Le deuxième constat est que l'agrégation masque potentiellement l'exposition. Le MASI reflète l'ensemble du marché coté, alors que le Transport réagit plus directement aux coûts de carburant et que le secteur Pétrole/Gaz possède sa propre structure de revenus et de contraintes. Les résultats associés à P2 confirment l'intérêt d'une lecture sectorielle, mais leur robustesse devra être examinée à plusieurs horizons et sur des sous-périodes plus longues avant toute généralisation.

b. Apport attendu et limites de l'intelligence artificielle

Les résultats empiriques montrent que la capacité théorique de l'IA à représenter des non-linéarités ne se traduit pas automatiquement par un gain de prévision. Sur 2020-2023, Random Forest et XGBoost n'abaissent pas la RMSE par rapport aux références simples, et le LSTM se dégrade davantage. Ce dernier résultat doit être interprété comme exploratoire, car environ 750 observations constituent un échantillon limité pour l'apprentissage d'un réseau profond. La valeur de l'IA apparaît donc conditionnelle à la taille de l'échantillon, au régime de marché et à la stabilité des relations.

Ce résultat renforce le principe de parcimonie posé dans le cadre théorique : lorsqu'un modèle simple égale ou dépasse un modèle complexe hors échantillon, il doit rester le modèle de référence.

L'IA conserve néanmoins un intérêt diagnostique, notamment pour la lecture non linéaire des contributions de variables : le poids agrégé des variables pétrolières atteint 54,2 % pour le Transport.

c. Apport attendu et limites de la blockchain

Sur le plan conceptuel, la blockchain est proposée comme mécanisme de continuité de preuve et de traçabilité. L'empreinte pourrait relier une prévision au fichier, au code et à l'horodatage correspondants ; les signatures permettraient d'attribuer les responsabilités et l'historique de conserver la trace des corrections. Ces bénéfices ne sont toutefois pas mesurés empiriquement dans la présente étude. P3 et P4 devront être évaluées au moyen d'un prototype comparant notamment la complétude et le temps d'audit de deux pipelines.

Le registre ne résout toutefois ni l'incertitude économique ni la qualité initiale d'une source. Il ajoute également une infrastructure, des clés, des nœuds et des procédures de consensus. Si un seul organisme produit toutes les données, exécute tous les modèles et contrôle tous les nœuds, une base de données sécurisée peut être plus proportionnée. Le recours à la blockchain est justifié lorsque plusieurs entités doivent partager une même preuve sans déléguer intégralement la confiance à l'une d'elles.

d. Complémentarité du dispositif hybride

Le cadre proposé considère que la complémentarité entre intelligence artificielle et blockchain est institutionnelle avant d'être technologique. L'IA répond à la question « quel risque le modèle anticipe-t-il ? » ; la blockchain est conçue pour documenter « sur quelles données, avec quelle version et après quelles validations cette anticipation a-t-elle été produite ? ». Cette complémentarité constitue une proposition conceptuelle qui devra être testée par prototype avant toute conclusion sur son efficacité opérationnelle.

Cette séparation favorise une gouvernance modulaire. Un modèle peut être remplacé sans supprimer l'historique ; une source peut être corrigée en ajoutant une nouvelle version ; une alerte peut être rejetée tout en conservant sa justification. Le registre devient ainsi une mémoire vérifiable des choix, non un juge automatique de leur qualité.

e. Évaluation comparative des options

Tableau 13 : Comparaison des architectures possibles

Option	Prévision non linéaire	Traçabilité partagée	Complexité	Usage adapté
Économétrie classique	Limitée mais explicable	Faible à moyenne	Faible	Référence et petits échantillons
IA seule	Élevée si validée	Moyenne selon la documentation	Moyenne à élevée	Organisation unique avec contrôle central
Blockchain seule	Aucune valeur prédictive directe	Élevée après enregistrement	Moyenne	Partage de preuves entre acteurs
IA + blockchain	Élevée si validée	Élevée si gouvernance robuste	Élevée	Consortium multi-acteurs et exigences d'audit

Source : Auteurs, synthèse conceptuelle à partir de la littérature et du cadre proposé.

La comparaison montre qu'aucune architecture ne domine dans toutes les situations. Le dispositif hybride est pertinent lorsque l'amélioration de la prévision et le partage de preuves sont conjointement nécessaires. Il devient disproportionné si le nombre d'acteurs est faible, si les données ne peuvent pas être partagées même sous forme d'empreintes ou si la latence compromet l'usage. La proposition P6 impose donc des seuils opérationnels définis avant l'expérimentation.

f. Implications pour les acteurs marocains

Pour les investisseurs et sociétés de gestion, le cadre offre un moyen de distinguer le signal de marché de sa qualité documentaire. Une alerte de hausse de volatilité peut être accompagnée de son intervalle d'incertitude, des variables déterminantes et du statut du modèle. L'utilisateur peut ainsi ajuster ses limites sans traiter la prévision comme une certitude. Pour les entreprises de transport ou exposées aux carburants, le même mécanisme peut soutenir la planification de trésorerie et l'évaluation de scénarios, sans prescrire une opération de couverture particulière.

Pour la Bourse de Casablanca, les infrastructures de marché et les fournisseurs de données, la piste d'audit peut faciliter la qualité des séries et la gestion des corrections. Pour l'AMMC et Bank Al-Maghrib, dans les limites de leurs mandats respectifs, le dispositif constitue surtout un objet de supervision technologique : documentation des modèles, gouvernance des tiers, cybersécurité et gestion des incidents. L'article ne propose pas de transférer la décision réglementaire à un algorithme ni de rendre publiques des données protégées.

Une expérimentation prudente devrait commencer par un environnement isolé. Un petit nombre de séries publiques ou dûment licenciées, deux modèles de référence, un modèle d'IA et trois nœuds institutionnels simulés suffisent pour tester la provenance, la latence et l'audit. L'extension ne devrait intervenir qu'après mesure du coût, de la valeur prédictive et de la capacité des utilisateurs à comprendre les alertes.

g. Conditions de validation des propositions

L'analyse réalisée permet de statuer sur P1 et partiellement sur P2. P1 n'est pas soutenue : aucun modèle d'IA ne produit un gain stable de RMSE par rapport au benchmark naïf et à ARIMA sur les trois séries. P2 est partiellement soutenue : le Transport présente la plus forte importance prédictive agrégée des variables pétrolières, mais ce résultat ne s'étend pas à l'indice Pétrole/Gaz. Les propositions P3 à P6 concernent la gouvernance et l'exploitation d'un registre permissionné ; elles sont conceptuelles dans la présente étude et restent à tester dans un prototype contrôlé mesurant la complétude de la piste d'audit, la latence, le coût et les incidents.

Le rejet d'une proposition constitue un résultat utile. L'absence de gain prédictif évite un investissement prématuré dans un modèle complexe. De la même manière, si un futur prototype ne met pas en évidence de gain d'auditabilité, une base centralisée correctement gouvernée pourrait s'avérer suffisante. Cette logique protège la recherche contre le biais technologique consistant à considérer l'innovation comme une fin plutôt que comme une hypothèse à tester.

6. Conclusion

a. Synthèse

Cet article articule une validation empirique de la prévision du risque pétrolier et une proposition conceptuelle de gouvernance combinant intelligence artificielle et blockchain permissionnée. Sur la période 2020-2023, les modèles d'IA ne dominent pas systématiquement les références : ARIMA obtient la meilleure RMSE pour Pétrole/Gaz, tandis que le benchmark naïf reste légèrement meilleur pour le MASI et le Transport. L'analyse d'importance des variables révèle toutefois une exposition prédictive plus marquée du Transport aux variables pétrolières. La composante blockchain n'étant pas expérimentée, ses bénéfices en matière de traçabilité et d'auditabilité ne peuvent pas être considérés comme empiriquement établis.

Le cadre sépare trois critères. L'exactitude est mesurée hors échantillon par comparaison avec des références économétriques. L'explicabilité décrit le comportement du modèle sans transformer une association en causalité. L'auditabilité relie chaque résultat à ses données, à sa version et à ses validations. Cette séparation constitue la principale contribution conceptuelle de l'étude.

b. Implications managériales et publiques

Pour les acteurs financiers, les résultats et le cadre proposé suggèrent une démarche progressive : commencer par la qualité des données et les modèles de référence, ajouter l'IA lorsque son gain est démontré, puis évaluer l'intérêt d'un registre partagé lorsque plusieurs organisations ont réellement besoin d'une preuve commune. Les autorités et infrastructures de marché peuvent encadrer cette progression par des exigences de documentation, de sécurité, de réversibilité et de responsabilité humaine.

c. Limites

L'analyse empirique couvre une période de trois ans et environ 750 observations quotidiennes, ce qui constitue une taille d'échantillon limitée pour l'apprentissage profond. La comparaison du LSTM doit donc être considérée comme exploratoire plutôt que comme une évaluation définitive de la capacité des réseaux profonds dans ce contexte. Les calendriers de cotation des marchés marocain, pétrolier et de change ne coïncident pas parfaitement ; les résultats reposent donc sur une séquence commune après nettoyage et exclusion des observations non appariées. Les rôles institutionnels de la blockchain demeurent hypothétiques et les propositions P3 à P6 nécessitent un prototype pour être testées. Enfin, les importances de variables sont prédictives et ne permettent pas d'identifier un effet causal.

d. Pistes de recherche empirique

La prochaine étape consiste à étendre la base au-delà de 2020–2023 afin de couvrir davantage de régimes de marché, puis à répliquer les comparaisons avec validation glissante et optimisation imbriquée des hyperparamètres. Un prototype permissionné devra ensuite mesurer directement la traçabilité, le temps d'audit, la latence et le coût afin de tester P3 à P6. Des extensions pourront intégrer les nouvelles textuelles, les scénarios géopolitiques, les produits raffinés et des méthodes d'identification causale.

7. Références

- Andoni, M., Robu, V., Flynn, D., Abram, S., Geach, D., Jenkins, D., McCallum, P., & Peacock, A. (2019). Blockchain technology in the energy sector: A systematic review of challenges and opportunities. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 100, 143–174. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.10.014>
- Bank for International Settlements. (2023). *Blueprint for the future monetary system: Improving the old, enabling the new*. BIS Annual Economic Report 2023, Chapter III.
- BIS Committee on Payments and Market Infrastructures. (2024). *Tokenisation in the context of money and other assets: Concepts and implications for central banks*. Bank for International Settlements.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Catalini, C., & Gans, J. S. (2020). Some simple economics of the blockchain. *Communications of the ACM*, 63(7), 80–90. <https://doi.org/10.1145/3359552>
- Ciner, C. (2001). Energy shocks and financial markets: Nonlinear linkages. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 5(3), 203–212.
- Cong, L. W., & He, Z. (2019). Blockchain disruption and smart contracts. *Review of Financial Studies*, 32(5), 1754–1797. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz007>
- Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: Stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223–236. <https://doi.org/10.1080/713665670>

- Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3), 253–263. <https://doi.org/10.1080/07350015.1995.10524599>
- EL YADMANI, A., ALLAKI, I., TOUDGHI, A., & KHARBOUCH, O. (2025). Macroeconomic Effects of Oil Price Volatility on the Economy: The Case of Morocco. *International Review of Applied Finance, Economics and Management*, 1(1). <https://doi.org/10.66130/r0wpre15>
- El Yadmani, A., Zakhouni, S. ., & Kharbouch, O. (2026). Blockchain, IA et prévision de la volatilité pétrolière : vers un écosystème énergétique intelligent. *International Review of Applied Finance, Economics and Management*, 2(3), 61-70. <https://doi.org/10.66130/8606k443>
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987–1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Financial Stability Board. (2024). *The financial stability implications of artificial intelligence*. FSB. <https://www.fsb.org/uploads/P14112024.pdf>
- Financial Stability Board. (2025). *Monitoring adoption of artificial intelligence and related vulnerabilities in the financial sector*. FSB. <https://www.fsb.org/2025/10/monitoring-adoption-of-artificial-intelligence-and-related-vulnerabilities-in-the-financial-sector/>
- Financial Stability Board. (2026). *Sound practices for responsible adoption of artificial intelligence (AI): Consultation report*. <https://www.fsb.org/2026/06/sound-practices-for-responsible-adoption-of-artificial-intelligence-ai-consultation-report/>
- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654–669. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.054>
- Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2020). Empirical asset pricing via machine learning. *Review of Financial Studies*, 33(5), 2223–2273. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa009>
- Hamilton, J. D. (1983). Oil and the macroeconomy since World War II. *Journal of Political Economy*, 91(2), 228–248. <https://doi.org/10.1086/261140>
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Jones, C. M., & Kaul, G. (1996). Oil and the stock markets. *Journal of Finance*, 51(2), 463–491. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1996.tb02691.x>
- Kilian, L., & Park, C. (2009). The impact of oil price shocks on the U.S. stock market. *International Economic Review*, 50(4), 1267–1287. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2354.2009.00568.x>
- Li, X., Shang, W., & Wang, S. (2019). Text-based crude oil price forecasting: A deep learning approach. *International Journal of Forecasting*, 35(4), 1548–1560. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.07.006>
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- National Institute of Standards and Technology. (2023). *Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0) (NIST AI 100-1)*. <https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1>
- Sadorsky, P. (1999). Oil price shocks and stock market activity. *Energy Economics*, 21(5), 449–469. [https://doi.org/10.1016/S0140-9883\(99\)00020-1](https://doi.org/10.1016/S0140-9883(99)00020-1)
- Shmueli, G. (2010). To explain or to predict? *Statistical Science*, 25(3), 289–310. <https://doi.org/10.1214/10-STS330>
- Tang, K., & Xiong, W. (2012). Index investment and the financialization of commodities. *Financial Analysts Journal*, 68(6), 54–74. <https://doi.org/10.2469/faj.v68.n6.5>
- Wei, Y., Wang, Y., & Huang, D. (2010). Forecasting crude oil market volatility: Further evidence using GARCH-class models. *Energy Economics*, 32(6), 1477–1484. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2010.07.009>

- World Bank. (2026). *Morocco Economic Update: Cementing growth—Digital transformation as a productivity impulse*. World Bank.
- Yaga, D., Mell, P., Roby, N., & Scarfone, K. (2018). *Blockchain technology overview (NISTIR 8202)*. National Institute of Standards and Technology. <https://doi.org/10.6028/NIST.IR.8202>
- Zhang, K., & Hong, M. (2022). Forecasting crude oil price using LSTM neural networks. *Data Science in Finance and Economics*, 2(3), 163–180. <https://doi.org/10.3934/DSFE.2022008>