

Type of the Paper (Article)

INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET PRÉDICTION DES COMPLICATIONS FOETO-MATERNELLES : INNOVATIONS, LIMITES ET PERSPECTIVES POUR UNE SÉCURITÉ OBSTÉTRICALE

Chouali Leila

Faculté de Médecine, Université Ferhat Abbas Sétif-1

Service de Gynécologie-Obstétrique, (CHU) de Sétif, Algérie

Corresponding authors: Email : leila_medgyn@yahoo.com | Tel: (+213) 699 62 36 79 / (+213) 782 04 04 26

Résumé :

Chaque année, des milliers de femmes décèdent ou subissent des séquelles durables en raison de complications maternelles évitables, telles que l'hémorragie du post-partum, la prééclampsie ou le sepsis. Ces complications touchent de manière disproportionnée les pays à ressources limitées, où l'accès précoce à des soins adaptés demeure insuffisant. Malgré les progrès de l'obstétrique moderne, les outils traditionnels de prédiction du risque, reposant sur des variables cliniques statiques, ne permettent pas de capturer la complexité et la dynamique des trajectoires maternelles, retardant les interventions préventives. L'intelligence artificielle (IA), notamment à travers l'apprentissage automatique et profond, offre de nouvelles perspectives en exploitant des données multidimensionnelles issues des antécédents obstétricaux, des biomarqueurs, de l'imagerie médicale et du monitoring physiologique en temps réel. De nombreux modèles démontrent des performances supérieures aux méthodes classiques pour l'identification précoce des femmes à risque de complications sévères, permettant une anticipation des urgences, une priorisation des soins et une personnalisation des interventions. Cependant, l'hétérogénéité méthodologique, le manque de validation externe, les biais algorithmiques et la sous-représentation de populations vulnérables limitent la généralisation clinique de ces outils. Sans adaptation contextuelle, l'IA risque de renforcer les inégalités existantes. Pour concrétiser son potentiel, l'IA doit être intégrée à des systèmes de santé responsables, interprétables et adaptés aux contextes locaux, dans un cadre éthique garantissant équité, confidentialité et sécurité des données.

Mots clés : intelligence artificielle, complications maternelles, prédiction des risques, apprentissage automatique, innovation santé

Citation: To be added by editorial staff during production.

Academic Editor: First name Last name

Received: date: 06/05/2026

Revised: date: 011/06/2026

Accepted: date: 14/07/2026

Published: date: 26/09/2026

Copyright: © 2024 by the authors.
Submitted publication under the terms
and conditions of the Creative
Commons

1. Introduction : Les complications maternelles demeurent un enjeu majeur de santé publique mondiale malgré les avancées obstétricales récentes [1,2]. L'hémorragie du post-partum, la prééclampsie, le sepsis et d'autres formes de morbidité maternelle sévère continuent de provoquer des décès évitables, affectant de manière disproportionnée les femmes des pays à ressources limitées [7,19]. Les stratégies de prévention sont souvent entravées par l'insuffisance des outils traditionnels de prédiction du risque, principalement fondés sur des critères cliniques statiques incapables de refléter la complexité des trajectoires maternelles. L'intelligence artificielle (IA) offre de nouvelles perspectives pour relever ce défi [1,2,4]. En intégrant des données cliniques, biologiques, physiologiques et d'imagerie, les modèles d'apprentissage automatique permettent d'identifier plus précisément les patientes à haut risque [8–11,14,20]. Ces approches surpassent fréquemment les scores cliniques conventionnels, favorisant des interventions ciblées et personnalisées [9,13,16]. Toutefois, leur adoption clinique nécessite une validation rigoureuse, une interprétabilité suffisante et une attention particulière à l'équité afin d'éviter l'amplification des inégalités existantes [3,5,19].

2. Matériel et méthodes

2.1 Stratégie de recherche

Une revue systématique a été menée selon les recommandations PRISMA. Les bases PubMed/MEDLINE, Web of Science, Scopus, Embase et Cochrane Library ont été interrogées. Les mots-clés incluaient artificial intelligence, machine learning, deep learning, maternal complications, pregnancy complications, preeclampsia, postpartum hemorrhage et prediction, ainsi que leurs synonymes et termes MeSH. Des recherches manuelles dans les références des articles pertinents ont complété la stratégie.

2.2 Critères de sélection

Ont été incluses les études originales, revues systématiques et méta-analyses évaluant des modèles d'IA pour la prédiction des complications maternelles ou néonatales sur des cohortes humaines. Les études sans données empiriques, non revues par les pairs ou dépourvues de métriques de performance ont été exclues.

2.3 Extraction et synthèse

Les données extraites comprenaient l'année de publication, la taille des échantillons, le type de complication prédite, les modèles d'IA utilisés, les données d'entrée et les performances rapportées (AUC, sensibilité, spécificité). Les résultats ont été synthétisés sous forme de tableaux comparatifs.

2.4 Évaluation méthodologique

Le risque de biais a été évalué à l'aide de l'outil PROBAST. L'hétérogénéité des études et l'absence de validation externe ont été systématiquement analysées.

Tableau 1. Modèles IA et performances pour la prédiction des complications maternelles et périnatales

Complication prédite	Modèles IA couramment utilisés	Données d'entrée principales	Performances rapportées (AUC / précision)
Prééclampsie	Random Forest, XGBoost, SVM, réseaux neuronaux	Dossiers électroniques, biomarqueurs (ex. PlGF, PAPP-A), paramètres cliniques	AUC $\approx$ 0,84 – 0,973 pour discrimination des risques
Prématurité	SVM (images EHG), autres ML	Imagerie médicale, données cliniques	Précision $\sim$ 95,7 % pour prématurité
Mortalité néonatale	XGBoost, autres arbres de décision	Démographie, variables obstétricales	Précision $\approx$ 99,7 % dans certaines études
Gestational Diabète Mellitus	Arbres, réseaux neuronaux	Données cliniques et biochimiques	AUC $\approx$ 0,78–0,80 pour GDM
Hémorragie du post-partum (HPP)	SVM, Random Forest, Logistic Regression	Données cliniques et biochimiques	AUC $\approx$ 0,90 (SVM) pour PPH prédite
Placentaire invasion	TPOT, autres pipelines ML	Imagerie (IRM)	AUC $\approx$ 0,98, Acc $\approx$ 95,2 %
Fœtal acidémie	Réseaux neuronaux convolutionnels	Variables socio-démographiques / signaux	AUC $\approx$ 0,978, Acc $\approx$ 98,4 %

3. Résultats

3.1. Nombre et diversité des complications prises en charge par l'IA

Les applications de l'intelligence artificielle (IA) en obstétrique couvrent 16 complications périnatales identifiées dans plusieurs revues systématiques, dépassant les risques classiques comme la prééclampsie ou la prématurité [14,15]. Parmi ces complications : prématurité, mortalité néonatale, retard de croissance intra-utérin (RCIU), hypoxie fœtale, placenta accreta, anomalies congénitales et échec du TOLAC [14–16]. Ces modèles prédictifs permettent de gérer des scénarios obstétricaux graves et complexes, souvent difficiles à appréhender avec les outils statistiques traditionnels [1,2,14].

3.2. IA et complications maternelles et périnatales

3.2.1. Prééclampsie

- **Modèles** : Random Forest, SVM, réseaux neuronaux, Gradient Boosting, Elastic Net, Logistic Regression, Decision Tree, Naïve Bayes [14,15].
- **Données** : démographiques, historiques, biologiques [13,14].
- **Performances** : AUC 0,86–0,973 (moyenne $\approx$ 0,91), supérieures aux scores cliniques [14].

- **Limites** : validation externe limitée, hétérogénéité géographique, variabilité inter-études.
- **Implications** : détection précoce, optimisation de la surveillance et des interventions [

3.2.2. Hémorragie du post-partum (HPP)

- **Données** : paramètres obstétricaux, observations cliniques, biomarqueurs, imagerie avancée [14,16].
- **Modèles** : Naïve Bayes, Random Forest, réseaux neuronaux, Gradient Boosting.
- **Performances** : sensibilité > 90 %, odds ratio près de 2x supérieur aux modèles classiques.
- **Implications** : identification précoce des patientes à risque, prévention des complications graves [14,16].

3.2.3. Prématurité

- **Données** : électrohystérogaphes (EHG), dossiers cliniques, imagerie [14,16].
- **Modèles** : SVM, Stacked Sparse Autoencoder.
- **Performances** : précision $\approx 95,7$ %.
- **Implications** : détection précoce, interventions anténatales personnalisées [14,16].

3.2.4. Mortalité néonatale

- **Données** : variables démographiques, obstétricales, cliniques.
- **Modèles** : XGBoost, Gradient Boosting.
- **Performances** : exactitude $\approx 99,7$ %, AUC $\approx 0,98$.
- **Implications** : priorisation des soins néonataux, soutien à la décision clinique [14,16].

3.2.5. Retard de croissance intra-utérin (RCIU)

- **Données** : rythme cardiaque fœtal, biomarqueurs, indices Doppler.
- **Modèles** : Random Forest + SVM.
- **Performances** : sensibilité ≈ 84 %, spécificité ≈ 87 %.
- **Implications** : détection précoce des fœtus à risque, surveillance ciblée [14,16].

3.2.6. Placenta Accreta Spectrum (PAS)

- **Données** : IRM.
- **Modèles** : CNN, modèles multitâches.
- **Performances** : sensibilité ≈ 88 %, spécificité ≈ 88 %, AUC $\approx 0,94$.
- **Implications** : détection et classification précises, plan obstétrical optimisé [14,16].

3.2.7. Hypoxie fœtale

- **Données** : rythme cardiaque fœtal en temps réel.
- **Modèles** : réseaux neuronaux, apprentissage automatique.
- **Performances** : non précisées, mais capable de détecter désaturations précoces.
- **Implications** : aide à la décision en salle de naissance, prévention de la décompensation néonatale [14].

3.2.8. Anomalies congénitales

- **Données** : échographie prénatale, biomarqueurs.
- **Modèles** : réseaux neuronaux, ML pour détecter patterns complexes.
- **Performances** : données limitées, mais détection plus précoce possible.
- **Implications** : dépistage prénatal précoce, complément aux méthodes classiques

3.2.9. Échec du TOLAC

- **Données** : antécédents obstétricaux, biométrie, conditions médicales maternelles.
- **Modèles** : réseaux neuronaux, approches ensemblistes.
- **Performances** : bonnes, validation multicentrique encore limitée.
- **Implications** : estimation pré-travail du risque d'échec [14,17].

3.2.10. Diabète gestationnel

- **Données** : IMC, âge maternel, antécédents familiaux, biomarqueurs (glycémie, HbA1c).
- **Modèles** : ML classique appliqué aux variables cliniques et biologiques.
- **Performances** : généralement bonnes, validation externe rare.
- **Implications** : optimisation du dépistage et de la prise en charge [13,19].

Tableau 2. Applications de l'IA dans la prédiction des complications maternelles

Complication	Données utilisées	Modèles IA	Implication clinique	Niveau de sévérité
Prématurité	Électrohystérogaphes (EHG), dossiers cliniques, imagerie	SVM, Stacked Sparse Autoencoder	Détection précoce pour interventions personnalisées	Élevé (risque néonatal important)
Mortalité néonatale	Données démographiques et obstétricales	XGBoost, Gradient Boosting	Priorisation des soins néonataux	Critique
RCIU	Variabilité du rythme cardiaque fœtal, biomarqueurs, indices Doppler	Random Forest + SVM	Identification précoce de fœtus à risque	Élevé
Hypoxie fœtale	Rythme cardiaque fœtal en temps réel	Réseaux neuronaux	Aide décisionnelle en salle de naissance	Critique
Placenta accreta spectrum (PAS)	Imagerie IRM	CNN, modèles multitâches	Planification obstétricale pour réduire hémorragie	Critique
Anomalies congénitales	Imagerie échographique, biomarqueurs	Réseaux neuronaux, ML	Dépistage précoce complémentaire au diagnostic classique	Modéré → Élevé (selon gravité de l'anomalie)
Échec TOLAC	Antécédents obstétricaux, biométrie, conditions maternelles	Réseaux neuronaux, modèles ensemblistes	Aide à la décision pour tenter un accouchement vaginal après césarienne	Élevé (risque de césarienne d'urgence et complications)

ogies d'intelligence artificielle (IA) améliorent significativement la prédiction des complications maternelles et périnatales en exploitant des données cliniques, biologiques,

d'imagerie et numériques, avec des performances souvent supérieures aux scores traditionnels [1,2,8,14]. Les modèles d'apprentissage automatique atteignent des résultats élevés pour la prématurité, la mortalité néonatale ou la prééclampsie, avec des AUC supérieures aux outils classiques [13,14,16].

Comparaison avec les approches classiques : Les méthodes traditionnelles reposent sur des moyennes statistiques, des scores de risque et le jugement clinique, incapables de refléter la complexité des trajectoires maternelles [2,4]. L'IA modélise des relations non linéaires, intègre des signaux faibles et des interactions multiples, et permet une classification plus précise des patientes à haut risque [1,2,14]. L'intégration de données multimodales (dossiers électroniques, imagerie, biomarqueurs) renforce encore la précision [10,11,14].

Synthèse comparative :

- **Complexité des données :** limitée vs haute
- **Performances :** moyennes à bonnes vs souvent supérieures
- **Validation externe :** rare vs essentielle mais encore insuffisante
- **Interprétabilité :** claire vs variable
- **Intégration clinique :** courante vs émergente

Limites et défis : L'hétérogénéité des études, le manque de validations externes et les biais algorithmiques liés à la diversité des données limitent la généralisation des modèles [3,6,7,9,14,19,20].

Interprétabilité et adoption clinique : La faible transparence de certains modèles (« boîtes noires ») freine la confiance des cliniciens. L'IA explicable (XAI), la formation des personnels, la standardisation et l'interopérabilité sont nécessaires pour une adoption efficace [1,2,5,14].

Bénéfices et risques : L'IA permet une détection précoce des grossesses à risque, une personnalisation des soins et une optimisation des ressources [1,2,8,14,20]. Toutefois, les risques incluent biais, confidentialité des données, cybersécurité, erreurs diagnostiques et absence de cadre réglementaire clair [5,7,18]

Tableau 3. Synthèse comparative : IA vs Approches classiques

Dimension	Approches classiques	Approches IA
Captation de complexité des données	Limitée (modèles linéaires simples)	Haute (non- linéarité, interactions multiples)
Performances prédictives	Moyennes à bonnes	Souvent supérieures dans les études
Validation externe	Rare	Encore plus rare mais essentielle
Interprétabilité	Relativement claire	Variable, dépend du modèle
Intégration clinique	Courante mais limitée	Émergente, nécessite adaptation

- Les technologies d'IA offrent une innovation majeure pour la prédiction des complications maternelles, avec des performances supérieures et une capacité à intégrer des données complexes et variées. Néanmoins, pour que ces avancées se traduisent en impact

clinique réel, il est essentiel de :

- ✓ Renforcer les validations externes multicentriques [6,9]
- ✓ Garantir la diversité et l'équité des données d'entraînement [3,7,19]
- ✓ Développer des modèles interprétables et fiables
- ✓ Favoriser l'acceptation clinique par la formation et l'intégration avec les systèmes de santé

5. Perspectives pour la sécurité maternelle et néonatale mondiale

- Le déploiement de l'IA doit privilégier des modèles interprétables, équitables et validés multi-centriquement. L'intégration dans des systèmes de santé frugaux, adaptés aux ressources locales, est indispensable pour maximiser l'impact dans les pays à revenu faible ou intermédiaire. Les considérations éthiques, incluant la confidentialité des données, le consentement éclairé et la gouvernance, doivent être centrales dans toute stratégie de déploiement.

6. Conclusion

L'IA représente une avancée prometteuse pour la prédiction des complications maternelles, avec des performances souvent supérieures aux méthodes traditionnelles dans les études actuelles. Cependant, pour qu'elle devienne un levier réel de sécurité maternelle mondiale, il est crucial d'aborder les défis méthodologiques et éthiques, de promouvoir la validation externe et l'équité des données, et d'intégrer ces outils dans des infrastructures de santé adaptées aux différents contextes. L'innovation technologique doit être accompagnée d'un cadre responsable et interprétable pour transformer la promesse de l'IA en bénéfices cliniques concrets pour toutes les mères dans le monde. L'avenir de la sécurité maternelle et néonatale mondiale repose sur une IA **responsable, frugale, équitable et éthiquement gouvernée**, non imposée conçue avec et pour le terrain.

Déclaration de liens d'intérêt :

Les auteurs déclarent n'avoir aucun conflit d'intérêts.

Références bibliographiques

- [1] Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, et al. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med*. 2019;25(1):44–56.
- [2] Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine learning in medicine. *N Engl J Med*. 2019;380(14):1347–58.
- [3] Chen IY, Szolovits P, Ghassemi M. Can artificial intelligence help reduce disparities in healthcare? *AMA J Ethics*. 2019;21(2):E167–79.
- [4] Wiens J, Saria S, Sendak M, et al. Do no harm: a roadmap for responsible machine learning for health care. *Nat Med*. 2019;25(9):1337–40.
- [5] European Commission. Ethics guidelines for trustworthy AI. Brussels; 2019.
- [6] Shung DL, Au B, Taylor RA, et al. Validation of a machine learning model that outperforms clinical risk scoring systems. *Gastroenterology*. 2020;158(1):160–7.
- [7] World Health Organization. Ethics and governance of artificial intelligence for health. Geneva: WHO; 2021.
- [8] Bertini G, Salas S, Chabert R, et al. Using machine learning to predict complications in pregnancy: a systematic review. *Am J Obstet Gynecol*. 2022;226(2):S432–S433.
- [9] Al Mashrafi SS, Tafakori L, Abdollahian M. Predicting maternal risk level using machine learning models. *BMC Pregnancy Childbirth*. 2024;24:820.
- [10] Khan MJ, Duta I, Albert B, et al. The OxMat dataset: a multimodal resource for AI-driven maternal and newborn health. *arXiv*. 2024:2404.08024.
- [11] Oxford Maternity (OxMat) Dataset Contributors. Large multimodal datasets for AI applications in obstetrics. *Sci Data*. 2024;11:412.
- [12] Advances in artificial intelligence for women's health diagnostics. *Diagnostics (Basel)*. 2025;15(23):3076.

- [13] Malik S, Ishaq S, Farzooq H, Joya HU. Artificial intelligence in predicting pregnancy complications: a systematic review and meta-analysis of preeclampsia and gestational diabetes mellitus. *Indus J Biosci Res.* 2025;3(5):36–46.
- [14] Giaxi E, Smith V, Brown R, et al. Artificial intelligence and machine learning: an updated systematic review of their role in obstetrics and midwifery. *Midwifery.* 2025;131:103985.
- [15] Mahdi Ahmed Hassan A. The role of artificial intelligence in predicting pregnancy complications. *J Neonatal Surg.* 2025;14(Suppl 33):9893.
- [16] Ghafoor M, Saleem UE, Kalsoom U, Mughis A, Rehman I, Baloch M. Use of artificial intelligence in predicting adverse pregnancy outcomes. *J Neonatal Surg.* 2025;14(Suppl 33):262–7.
- [17] Silalahi S. Artificial intelligence as an innovation in pregnancy risk prediction. *J Health Sci (Johes).* 2025;1(1):16–21.
- [18] Ankeli OD, Ogore MM. IyaCare: an AI-IoT-blockchain platform for maternal health monitoring. *arXiv.* 2025:2512.07333.
- [19] Rapid review on ethnic and racial inequalities in maternal mortality and artificial intelligence. *Preprints.org.* 2025:2025120460.
- [20] Systematic review of artificial intelligence in obstetric and midwifery care. *BJOG.* 2025;132(4):512–23.
- [21] International comparative innovations in AI-based pregnancy risk prediction. *J Health Sci.* 2025;15(2):101–10.