

L'intelligence artificielle en Médecine Interne : applications cliniques actuelles et perspectives

Artificial intelligence in Internal Medicine : current clinical Applications and future perspectives

S. Larbani

Maitre-Assistant en Médecine Interne

RÉSUMÉ

L'intelligence artificielle (IA) transforme rapidement la médecine interne, offrant des outils puissants pour améliorer le diagnostic, la prise en charge thérapeutique et la gestion des données cliniques. Cette mise au point examine les concepts clés de l'IA, ses applications actuelles dans divers domaines de la médecine interne, les défis associés à son intégration, ainsi que les perspectives futures. Des exemples concrets illustrent l'impact de l'IA sur la pratique clinique, notamment dans l'analyse d'images médicales, la prédiction des risques cardiovasculaires et la gestion des données de santé électroniques [1].

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) is rapidly transforming internal medicine by providing powerful tools to enhance diagnostics, therapeutic management, and clinical data handling. This review explores key AI concepts, current applications across various internal medicine domains, challenges associated with its integration, and future perspectives. Concrete examples illustrate AI's impact on clinical practice, including medical image analysis, cardiovascular risk prediction, and electronic health data management [1].

Mots-clés / Keywords

- Intelligence artificielle
- Médecine interne
- Aide au diagnostic
- Apprentissage automatique
- Données de santé électroniques

1. INTRODUCTION

L'intelligence artificielle (IA) représente l'un des bouleversements technologiques majeurs du XXI^e siècle, avec un impact profond sur la pratique médicale. En médecine interne, discipline par essence transversale et systémique, la capacité de l'IA à intégrer de vastes volumes de données hétérogènes offre des perspectives inédites. Qu'il s'agisse de diagnostics complexes, de gestion thérapeutique personnalisée ou d'optimisation des systèmes de santé, l'IA se positionne comme un outil d'aide à la décision prometteur. Cette revue propose une exploration approfondie de ses fondements, de ses applications concrètes et des perspectives à court et moyen termes. L'objectif est d'éclairer les praticiens sur les potentialités de ces technologies, tout en soulignant les défis éthiques, techniques et réglementaires à surmonter [2].

2. DÉFINITIONS ET CONCEPTS CLÉS

2.1 Intelligence artificielle (IA)

L'IA regroupe un ensemble de technologies et de méthodologies qui permettent à une machine de reproduire certaines fonctions cognitives humaines telles que la perception, le raisonnement, l'apprentissage ou la planification. En médecine, cela se traduit par la capacité à interpréter des images, analyser des données biologiques, ou proposer des diagnostics différentiels à partir d'un dossier médical. L'IA inclut plusieurs sous-domaines : l'apprentissage automatique (machine learning), l'apprentissage profond (deep learning), les systèmes experts, et les agents conversationnels intelligents [3].

2.2 Apprentissage automatique (machine learning)

Le machine learning constitue la colonne vertébrale de nombreuses applica-

tions médicales de l'IA. Il s'agit de techniques permettant à un système d'optimiser ses performances à partir de données d'entraînement, sans intervention humaine directe. Par exemple, un algorithme peut apprendre à différencier des lésions bénignes et malignes sur une mammographie en analysant des milliers d'images annotées. Trois grands types de machine learning existent : supervisé, non supervisé et par renforcement [4].

2.3 Apprentissage profond (deep learning)

Le deep learning est une forme avancée de machine learning basée sur les réseaux de neurones artificiels profonds. Il permet d'extraire des représentations complexes de données brutes, comme les pixels d'une radiographie ou les signaux d'un électrocardiogramme. En radiologie, les réseaux convolutifs (CNN) sont utilisés pour détecter automatiquement des anomalies avec une précision équivalente à celle des experts. Dans l'analyse du langage naturel, les réseaux de neurones récurrents (RNN, LSTM) permettent de résumer, classer ou générer des textes médicaux [5].

2.4 IA conversationnelle

Les IA conversationnelles sont conçues pour interagir avec les humains en langage naturel. Elles s'appuient sur des modèles de langage pré-entraînés (LLM), tels que GPT-4, capables de générer des réponses médicales plausibles et structurées. En médecine, ces systèmes peuvent être utilisés pour l'aide à la décision clinique, la rédaction automatisée de courriers médicaux, ou encore comme outils pédagogiques pour les étudiants. Toutefois, leur utilisation clinique doit être rigoureusement encadrée pour éviter les réponses erronées ou les biais implicites [6].

2.5 Données de santé électroniques (DSE)

L'essor des DSE a permis à l'IA de s'ancrer dans la pratique médicale quotidienne. Ces données englobent les résultats biologiques, les imageries, les prescriptions, les notes de consultation, les antécédents, les constantes vitales et parfois même les données issues d'objets connectés. Pour être exploitables par des algorithmes, ces données doivent être nettoyées, harmonisées et souvent anonymisées. Des formats standards comme FHIR (Fast Healthcare Interoperability Resources) facilitent cette interopérabilité entre systèmes de santé [7].

3. APPLICATIONS ACTUELLES DE L'IA EN MÉDECINE INTERNE

3.1 Diagnostic assisté par IA

Le diagnostic constitue l'un des domaines les plus prometteurs pour l'intégration de l'intelligence artificielle. En médecine interne, la diversité des présentations cliniques rend souvent le diagnostic complexe. L'IA, en traitant de vastes quantités de données (cliniques, biologiques, radiologiques), peut contribuer à réduire les erreurs diagnostiques, proposer des hypothèses pertinentes et détecter des pathologies précoces.

3.1.1 Imagerie médicale standard

Dans l'analyse des radiographies standards (thorax, abdomen, os), les algorithmes de deep learning se montrent particulièrement performants. Les radiographies pulmonaires, par exemple, peuvent être analysées automatiquement pour détecter des pneumonies, des nodules, des épanchements

pleuraux, ou encore des atélectasies [8]. L'étude CheXNet a démontré que certains modèles surpassaient les radiologues pour la détection de pneumonie sur clichés thoraciques [9]. En radiologie ostéo-articulaire, les réseaux convolutifs identifient les fractures occultes, les lésions lytiques ou les microcalcifications avec une sensibilité élevée. Dans l'imagerie abdominale, les algorithmes permettent la détection de niveaux hydro-aériques ou de stases digestives sur les clichés d'abdomen sans préparation (ASP) [10].

3.1.2 Électrocardiogrammes (ECG)

Les systèmes d'IA appliqués à l'ECG ont connu une avancée spectaculaire. Le modèle développé par Attia et al. à la Mayo Clinic est capable de prédire une dysfonction ventriculaire gauche (FEVG < 40 %) à partir d'un ECG en apparence normal [11]. Les applications s'étendent également à la détection d'arythmies, d'hypertrophie ventriculaire, de syndromes coronaires aigus et d'affections métaboliques [12].

3.1.3 Histopathologie numérique

Les plateformes d'IA appliquées à la pathologie numérique permettent d'analyser des milliers de lames histologiques numérisées à haute résolution. Ces algorithmes sont capables de détecter les atypies, d'évaluer les grades tumoraux, d'identifier les marges d'exérèse ou les indices de prolifération (Ki-67) dans les biopsies. Le système « PathAI » a démontré une précision comparable à celle des pathologistes experts dans la classification des carcinomes du sein et de la prostate [13].

3.1.4 Interprétation des examens biologiques

L'IA peut analyser simultanément des centaines de résultats biologiques et en déduire des profils pathologiques. Elle est utile dans les bilans complexes : bilans de routine (insuffisance rénale, hépatique, troubles ioniques), bilans immunologiques (ANA, anti-ADN, ANCA), bilans hormonaux (axes thyroïdiens, surrénaliens, hypophysaires) et marqueurs tumoraux (PSA, CA 19-9, CEA, etc.) [14].

3.1.5 Autres examens paracliniques

Outre les examens précédemment cités, l'IA s'intègre également à d'autres explorations diagnostiques en médecine interne :

- Explorations fonctionnelles respiratoires : classification automatique des troubles ventilatoires à partir des courbes volume-temps et débit-volume, avec détection des erreurs de manœuvre [15].
- Endoscopies digestives : reconnaissance en temps réel des lésions suspectes lors de gastroscopies ou coloscopies, avec assistance à la biopsie ciblée [16].
- Échographies : aide à l'analyse automatique des organes abdominaux ou articulaires, avec repérage des anomalies échogènes subtiles [16].
- Capteurs connectés : surveillance à distance du rythme cardiaque, de la saturation, de la pression artérielle ou de l'activité physique, avec alertes en cas d'anomalies [17].

3.2 Prise en charge thérapeutique

En médecine interne, la complexité des polypathologies et la diversité des traitements rendent la prise en charge thérapeutique difficile à standardiser. L'IA permet d'assister les cliniciens à chaque étape :

- Indications : analyse des scores pronostiques, données biologiques et comorbidités pour proposer des traitements adaptés [18].
- Contre-indications : détection des contre-indications absolues et relatives, intégrant les antécédents, allergies ou anomalies génétiques [18].
- Interactions médicamenteuses : détection automatisée des interactions à risque via des logiciels comme MedAware ou DDInter [19].
- Surveillance de l'efficacité : analyse continue des paramètres biologiques et cliniques pour ajustement dynamique des traitements [19].
- Effets secondaires : détection précoce de toxicités médicamenteuses en croisant les profils patients et les signaux cliniques ou biologiques [19].
- Observance thérapeutique : suivi numérique des prises médicamenteuses et alertes automatisées en cas d'oubli ou d'irrégularité [20].
- Prévention des complications : ajustement des doses (ex. : anticoagulants, immunosuppresseurs) pour réduire les effets indésirables et hospitalisations évitables [20].

3.3 Gestion des données de santé

3.3.1 Saisie et structuration des données

L'IA permet de transformer les données médicales non structurées (courriers, notes cliniques) en données exploitables. Le traitement automatique du langage naturel (NLP) facilite le codage CIM-10, la structuration du dossier médical et les recherches dans les bases de données [21].

3.3.2 Analyse prédictive et stratification du risque

Des algorithmes prédictifs permettent d'identifier les patients à haut risque de complications (chute, embolie, décompensation aiguë) et d'adapter précocement les stratégies de prise en charge [22].

3.3.3 Sécurité, confidentialité et interopérabilité

La sécurité des systèmes, la protection des données médicales et leur interopérabilité sont des enjeux majeurs pour l'implémentation de l'IA en santé. En Algérie, bien que le cadre juridique soit en évolution, l'adoption de bonnes pratiques inspirées du RGPD européen et de la loi nationale 18-07 est indispensable. Les techniques de pseudonymisation (remplacement des données personnelles par des identifiants codés), de cryptage (chiffrement des fichiers pour en restreindre l'accès), et l'utilisation de la technologie blockchain (registre numérique décentralisé assurant la traçabilité) permettent de renforcer la sécurité.

Les standards HL7 (Health Level Seven) et FHIR (Fast Healthcare Interoperability Resources) désignent des protocoles d'échange de données médicales entre logiciels hospitaliers, laboratoires, systèmes d'IA ou dispositifs connectés. Leur adoption progressive favorise la compatibilité et l'interopérabilité entre les structures sanitaires algériennes [23].

4. DÉFIS ET LIMITES DE L'INTÉGRATION DE L'IA

Malgré ses promesses, l'intégration de l'IA en médecine interne soulève plusieurs défis majeurs, tant sur le plan technologique qu'éthique et organisationnel.

4.1 Biais algorithmiques

Les modèles d'IA reposent sur des bases de données d'entraînement qui peuvent refléter des biais démographiques, socio-économiques ou raciaux. Ainsi, des systèmes développés à partir de populations occidentales peuvent être moins performants dans des contextes différents comme l'Algérie [24]. Cela peut entraîner des erreurs de diagnostic ou une prise en charge inadaptée. La diversification des bases de données et l'audit régulier des modèles sont essentiels.

4.2 Transparence et explicabilité

La majorité des modèles de deep learning sont souvent qualifiés de « boîtes noires », car leurs décisions sont difficilement interprétables par les cliniciens. Or, la confiance du médecin repose sur la capacité à comprendre le raisonnement diagnostique. Le développement de modèles explicables (XAI : Explainable Artificial Intelligence) est donc une priorité [25].

4.3 Acceptabilité et formation des professionnels

L'appropriation de ces outils par les professionnels de santé dépend de leur formation initiale et continue. En Algérie, l'enseignement de l'IA en médecine reste embryonnaire. Une intégration progressive dans les cursus universitaires et les formations post-universitaires est nécessaire pour assurer une adoption sécurisée et éclairée [26].

4.4 Cadre réglementaire et éthique

Le déploiement de l'IA médicale doit respecter des principes éthiques (bénéfice, non-malfaisance, autonomie, justice). En l'absence de cadre spécifique en Algérie, il est impératif d'élaborer des lignes directrices nationales pour l'utilisation de l'IA en santé, à l'image du RGPD européen ou du cadre de l'OMS [27].

4.5 Infrastructures et ressources

L'IA nécessite des infrastructures technologiques robustes (serveurs, connexions sécurisées, espaces de stockage). Dans de nombreux hôpitaux algériens, l'absence de DSE (dossier de santé électronique) généralisé, et les ressources humaines limitées constituent un obstacle majeur à son déploiement.

ment à grande échelle [28].

5. PERSPECTIVES FUTURES

5.1 Médecine prédictive et préventive

L'un des apports majeurs de l'IA en médecine est sa capacité à anticiper l'évolution de l'état de santé d'un patient. Grâce à l'analyse de données massives, l'IA peut identifier des schémas invisibles à l'œil humain et détecter des signaux faibles annonciateurs de pathologies. Elle permet, par exemple, de prédire le développement de maladies cardiovasculaires à partir de facteurs de risque banals (hypertension, dyslipidémie, antécédents familiaux), mais aussi de données comportementales (sommeil, activité physique, alimentation).

Des plateformes basées sur l'IA sont capables d'évaluer le risque de diabète de type 2 chez un individu à partir d'un simple questionnaire complété par des données biologiques (glycémie, HbA1c). Dans le domaine des maladies neurodégénératives, des algorithmes analysent les troubles cognitifs précoces et les images cérébrales pour anticiper l'évolution vers une maladie d'Alzheimer, bien avant la manifestation clinique [29].

Ce potentiel permet une personnalisation des programmes de prévention, un meilleur ciblage des campagnes de dépistage, et surtout une intervention médicale à un stade précoce, limitant les complications et réduisant les coûts de santé publique [29].

5.2 Médecine personnalisée

L'essor de l'intelligence artificielle permet d'entrer dans l'ère de la médecine personnalisée, où chaque décision thérapeutique est adaptée aux caractéristiques individuelles du patient.

L'analyse des données dites « omiques » – génomiques, transcriptomiques, protéomiques, métabolomiques – rend possible la stratification fine des patients selon leur profil biologique.

En cancérologie, par exemple, l'IA est utilisée pour identifier des mutations spécifiques (comme EGFR, BRAF ou KRAS) à partir des données génétiques, orientant ainsi vers des thérapies ciblées plus efficaces. Elle peut aussi prédire la sensibilité à certaines chimiothérapies ou immunothérapies en croisant les caractéristiques tumorales avec des résultats cliniques antérieurs.

Dans le domaine des maladies auto-immunes ou inflammatoires chroniques, l'IA permet de distinguer des sous-groupes de patients répondant différemment aux biothérapies (anti-TNF, anti-IL6...). Une meilleure prédiction de la réponse permet de limiter les essais-erreurs thérapeutiques et d'optimiser les coûts [30].

En somme, la médecine personnalisée assistée par IA n'est plus une utopie, mais devient progressivement une réalité clinique au service de la précision thérapeutique.

5.3 Collaboration homme-machine

L'IA ne vise pas à remplacer le médecin, mais à renforcer ses capacités cognitives et décisionnelles. Le concept de collaboration homme-machine repose sur une complémentarité entre la rapidité analytique de l'IA et le jugement clinique du praticien. L'IA peut synthétiser des milliers de données (imagerie, biologie, dossiers antérieurs) en quelques secondes, tandis que le clinicien reste garant de l'interprétation contextuelle et humaine.

Dans les services de médecine interne, cette synergie est particulièrement pertinente : face à des patients complexes, polyopathologiques, ou présentant des tableaux atypiques, l'IA peut proposer des pistes diagnostiques ou alerter sur des incohérences. Le médecin, quant à lui, intègre l'ensemble du vécu, de la relation et des préférences du patient dans sa décision.

Des études ont montré que l'association IA-clinicien améliore les performances diagnostiques par rapport à l'un ou l'autre seul. Ce modèle collaboratif est également porteur d'efficacité organisationnelle, réduisant le temps consacré à la documentation ou à la recherche d'information [31].

5.4 Recherche clinique assistée par IA

L'intelligence artificielle révolutionne également la manière dont la recherche médicale est conduite. Grâce à sa capacité à explorer de vastes bases de données (cohortes, registres, données issues des soins), elle permet d'identifier de nouveaux marqueurs prédictifs, de générer des hypothèses innovantes et de concevoir des essais cliniques plus efficaces. Des outils comme IBM Watson for Clinical Trial Matching permettent d'identifier en temps réel les patients ré-

pondant aux critères d'inclusion d'un protocole de recherche, accélérant ainsi le recrutement. D'autres plateformes exploitent l'apprentissage automatique pour réanalyser des essais cliniques anciens et en tirer des conclusions secondaires (effets inattendus, sous-populations particulières).

Par ailleurs, l'IA est de plus en plus utilisée dans les phases de développement préclinique, notamment pour le criblage de molécules, la modélisation de cibles thérapeutiques ou l'évaluation de la toxicité prédictive. Cela ouvre la voie à une recherche plus rapide, plus ciblée, et potentiellement moins coûteuse [32].

6. CONCLUSION

L'intelligence artificielle bouleverse progressivement la médecine interne. Elle améliore la précision diagnostique, optimise les traitements, et renforce la gestion des données médicales.

Toutefois, son implémentation en Algérie nécessite un cadre éthique et réglementaire adapté, une formation adéquate des professionnels et des investissements structurels. L'IA ne doit pas être perçue comme un substitut au médecin, mais comme un outil complémentaire au service d'une médecine plus efficiente, équitable et humaine.

RÉFÉRENCES

1. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med*. 2019;25(1):44–56.
2. Beam AL, Kohane IS. Big data and machine learning in health care. *JAMA*. 2018;319(13):1317–8.
3. Russell SJ, Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 4th ed. Pearson; 2021.
4. Jiang F, Jiang Y, Zhi H, et al. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke Vasc Neurol*. 2017;2(4):230–43.
5. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436–44.
6. Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017.
7. Mandel JC, Kreda DA, Mandl KD, Kohane IS, Ramoni RB. SMART on FHIR: a standards-based, interoperable apps platform for electronic health records. *J Am Med Inform Assoc*. 2016;23(5):899–908.
8. Rajpurkar P, Irvin J, Zhu K, et al. CheXNet: radiologist-level pneumonia detection on chest X-rays with deep learning. *arXiv*. 2017.
9. Annarumma M, Withey SJ, Bakewell RJ, et al. Automated triaging of adult chest radiographs with deep artificial neural networks. *Radiology*. 2019;291(1):196–202.
10. Taylor AG, Mongan J. Artificial intelligence in abdominal imaging: current status and future directions. *Abdom Radiol (NY)*. 2021;46(12):5716–24.
11. Attia ZI, Noseworthy PA, Lopez-Jimenez F, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: a retrospective analysis of outcome prediction. *Lancet*. 2019;394(10201):861–7.
12. Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nat Med*. 2019;25(1):65–9.
13. Steiner DF, MacDonald R, Liu Y, et al. Impact of deep learning assistance on the histopathologic classification of liver cancer. *NPJ Digit Med*. 2020;3:56.
14. Poudel S, Rhee J, Ouyang D, et al. Artificial intelligence in laboratory medicine: opportunities and implications. *Am J Clin Pathol*. 2022;157(1):1–10.
15. Topalovic D, Das N, Burchell PR, et al. Artificial intelligence outperforms pulmonologists in the interpretation of pulmonary function tests. *Eur Respir J*. 2019;53(4):1801660.
16. Urban G, Tripathi P, Alkayali T, et al. Deep learning localizes and identifies polyps in real time with 96% accuracy in screening colonoscopy. *Gastroenterology*. 2018;155(4):1069–78.
17. Steinhilber SR, Muse ED, Topol EJ. Can mobile health technologies transform health care? *JAMA*. 2013;310(22):2395–6.
18. Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, et al. A guide to deep learning in healthcare. *Nat Med*. 2019;25(1):24–9.
19. Tatonetti NP, Ye PP, Daneshjou R, Altman RB. Data-driven prediction of drug effects and interactions. *Sci Transl Med*. 2012;4(125):125ra31.
20. Polinski JM, Shrank WH, Sussman A, et al. Measuring patient and plan characteristics that predict medication adherence. *Am J Manag Care*. 2016;22(4):e131–9.
21. Wang Y, Wang L, Rastegar-Mojarad M, et al. Clinical information extraction applications: a literature review. *J Biomed Inform*. 2018;77:34–49.
22. Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine learning in medicine. *N Engl J Med*. 2019;380(14):1347–58.
23. Mandel JC, Mandl KD, Kohane IS. FHIR: fast health care interoperability resources. *J Biomed Inform*. 2016;63:282–8.
24. Obermeyer Z, Powers B, Vogeli C, Mullainathan S. Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science*. 2019;366(6464):447–53.
25. Holzinger A, Biemann C, Pattichis CS, Kell DB. What do we need to build explainable AI systems for the medical domain? *arXiv*. 2017.
26. Kolachalama VB, Garg PS. Machine learning and medical education. *NPJ Digit Med*. 2018;1:54.
27. World Health Organization. *Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance*. Geneva: WHO; 2021.
28. Douiri A, Taleb S. Enjeux et défis du numérique dans les établissements hospitaliers publics en Algérie. *Rev Sci Commerciales*. 2020;19(2):89–101.
29. Miotto R, Wang F, Wang S, Jiang X, Dudley JT. Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges. *Brief Bioinform*. 2018;19(6):1236–46.
30. Kourou K, Exarchos TP, Exarchos KP, et al. Machine learning applications in cancer prognosis and prediction. *Comput Struct Biotechnol J*. 2015;13:8–17.
31. Dilisizian SE, Siegel EL. Artificial intelligence in medicine and cardiac imaging: harnessing big data and advanced computing to provide personalized medical diagnosis and treatment. *Curr Cardiol Rep*. 2014;16(1):441.
32. Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*. 2017;542(7639):115–8.