

pharmActuel

CAHIER SCIENTIFIQUE À THÈMES

2026

N° 04

Principes fondamentaux de l'IA
Diagnostic et imagerie
Sécurité de la médication
Pharmacie d'officine et d'hôpital
Protection des données et éthique

L'IA DANS LE SECTEUR DE LA SANTÉ

Les applications, les limites inhérentes aux systèmes et la responsabilité en officine

Éditorial



Il n'aura fallu que quelques années pour que l'intelligence artificielle s'impose dans les soins, domaine dans lequel elle analyse des clichés médicaux, soutient la recherche et accompagne les traitements. Si bon nombre de ces avancées font la une des journaux, il n'en demeure pas moins que ce qui compte au final en pratique quotidienne, ce sont les données probantes. Ce cahier de formation continue propose une approche scientifiquement fondée sans exiger de connaissances techniques préalables. Il aborde les fondamentaux, allant de l'imagerie médicale au développement de médicaments en passant par les grands modèles linguistiques, jusqu'aux domaines qui concernent directement l'activité en officine, à savoir la sécurité en lien avec la médication, le conseil, la pharmacie d'officine et la pharmacie d'hôpital. Il s'y ajoute le cadre réglementaire, les dispositions en matière de protection des données et les principes éthiques applicables en Suisse et dans l'UE, ainsi que des recommandations concrètes permettant aux pharmaciennes et pharmaciens d'évaluer et d'utiliser ces outils en toute sécurité.

Chantal Schlatter, dr pharm., pharmacienne

Table des matières

1	Introduction	6
1.1	Ce qu'il faut entendre par « IA »	6
1.2	Quelle place en officine ?	6
2	Principes fondamentaux de l'IA	7
2.1	Ce qu'est l'IA	7
2.2	Les exemples priment les règles	7
2.3	Réseaux neuronaux artificiels et apprentissage profond	7
2.4	L'effet « boîte noire »	8
2.5	Principes de l'IA générative et des LLM	8
2.6	Des hallucinations propres au système	8
2.7	Données d'entraînement	9
3	L'IA dans le diagnostic et les soins cliniques	10
3.1	Radiologie – le domaine le plus abouti	10
3.2	Ophtalmologie – la première approche autonome	10
3.3	Pathologie – l'IA et le principe des quatre yeux	10
3.4	Dermatologie – une précision élevée mais encore immature pour l'application pratique	11
3.5	Cardiologie – l'IA au poignet	11
3.6	Gastroentérologie: la règle des quatre yeux dans la coloscopie	12
3.7	Diabétologie – lorsque l'IA se fait autonome	12
3.8	Médecine d'urgence et soins intensifs – l'exemple du sepsis	13
3.9	Santé mentale: des thérapies numériques	13
3.10	Les autres domaines	13
3.11	Pertinence pour l'officine	13
4	L'IA dans le développement des médicaments et la médecine personnalisée	14
4.1	Recherche de principes actifs – l'IA en début de chaîne	14
4.2	Médecine personnalisée – un traitement pour chaque cas	14
4.3	Pharmacogénomique – le point de contact avec l'officine	15
4.4	La perspective suisse	15
5	Les grands modèles de langage (LLM) en pratique	16
5.1	Le langage et le texte font déjà partie du quotidien	16
5.2	Prudence avec les questions cliniques et les posologies !	16
5.3	Identifier les hallucinations	17
5.4	Pas d'intégration de données patients sans protection	17
5.5	Outils liés à des connaissances spécialisées	17



6	Sûreté des traitements médicamenteux	18
6.1	Le contrôle et la validation fondés sur des règles sont la norme actuelle	18
6.2	Une avalanche d'alertes comme faiblesse	18
6.3	Lorsque l'IA apprend à détecter des erreurs	18
6.4	Aide à la posologie – des seuils plus stricts	19
6.5	Pharmacovigilance et détection des signaux de sécurité	19
6.6	Analyse de la médication et de la polymédication en officine	19
7	L'IA en officine	20
7.1	Aide au conseil et chatbots au contact des clients	20
7.2	Triage et automédication	20
7.3	Prestations pharmaceutiques – l'analyse de la médication	21
7.4	Ce qui caractérise les outils et modèles connectés	21
7.5	Documentation, administration et logistique	21
7.6	Réalité ou vision d'avenir – la situation en Suisse	22
8	L'IA en pharmacie hospitalière	23
8.1	Logistique automatisée – distribution et gestion des stocks	23
8.2	Hierarchiser la vérification des ordonnances	23
8.3	Conciliation médicamenteuse dans les transitions de soins	23
8.4	IA et gestion raisonnée des antibiotiques	24
9	Cadre réglementaire en Suisse et dans l'UE	24
9.1	Quand l'IA a-t-elle valeur de dispositif médical ?	24
9.2	L'AI Act et ses classes de risque	24
9.3	La situation en Suisse – autonome mais de fait intégrée	25
9.4	Responsabilité civile et responsabilité du professionnel	25
9.5	Conséquences pour l'officine	25
10	Protection et sécurité des données	26
10.1	L'IA ne peut s'octroyer des droits spéciaux	26
10.2	Loi sur la protection des données et IA générative	26
10.3	Secret professionnel – la norme la plus stricte	26
10.4	Cloud, hébergement des données et dossier électronique du patient	26
10.5	Signification pour l'officine	27



11	Éthique, biais et « Human in the Loop »	27
11.1	Comment naissent les biais	27
11.2	Biais liés aux modèles linguistiques	27
11.3	Transparence et traçabilité	28
11.4	« Human in the Loop » et biais d'automatisation	28
11.5	Lignes directrices éthiques en Suisse et à l'international	28
12	Compétences en IA en pharmacie – perspectives et recommandations	29
12.1	Situation actuelle en officine –perspectives réalistes	29
12.2	Perception de l'IA par les pharmaciens	29
12.3	L'IA en remplacement de la profession ?	29
12.4	Les compétences, un enjeu de formation continue	29
12.5	Approche critique – responsabilité individuelle et déqualification	29
12.6	Recommandations pratiques	30
13	Liste des abréviations	31
14	Organisations spécialisées et liens	32
15	Références	33
16	Contrôle des connaissances	36

L'IA dans le secteur de la santé

Ce cahier est un produit d'IFAK DATA SA. Il a été réalisé en collaboration avec un groupe d'auteurs.

→ *Auteure :*
Chantal Schlatter, dr pharm., pharmacienne et journaliste spécialisée

→ *Révision :*
Francesco Bellanza, Innology GmbH

Ce cahier est conforme à l'état des connaissances en février 2026.
Les informations ont toutes été rigoureusement contrôlées mais sont publiées avec les réserves d'usage.

Pour favoriser la lisibilité, un seul genre est principalement utilisé.
Il faut cependant toujours entendre les deux genres



Partie intégrante du programme de formation pharmActuel. CHF 350.- hors TVA
Parution 6 fois par an

Accrédité pour la formation postgrade et continue en pharmacie d'officine FPH
(rôle 3 ; Partenaire interprofessionnel [5. Numérisation dans le système de santé])

Accrédité pour la formation continue en pharmacie hospitalière et pour le certificat de formation complémentaire FPH en pharmacie clinique.

6 1 Introduction

Quelques années auront suffi pour que l'intelligence artificielle (IA), réservée d'abord aux initiés, devienne un concept courant. La généralisation des grands modèles linguistiques génératifs (ou grand modèle de langage) a été déterminante, l'Organisation mondiale de la santé affirmant que ces modèles se sont répandus plus rapidement que toute application grand public auparavant[1]. Cette technologie est ainsi plus qu'une perspective que nous fait miroiter la recherche en faisant désormais partie intégrante de la réalité quotidienne des patients – et, à portée de clic, les équipes officinales y ont également accès. Ce cahier est consacré à l'intelligence artificielle dans le secteur de la santé et à ses perspectives.

Ce choix s'explique par deux raisons principales. D'une part, l'IA s'est imposée dans la pratique quotidienne des soins. Ainsi, fin 2025, la

FDA a, à elle seule, autorisé plus de 1450 dispositifs médicaux assistés par IA, dont env. les trois quarts en radiologie [2]. D'autre part, l'IA générative a permis de porter le sujet à la connaissance d'un public plus large et l'a rendu accessible à tous. Ces deux évolutions concernent également l'officine – la première indirectement via le déroulement du traitement, la seconde directement lors de la vente au comptoir, où de plus en plus de clients se présentent avec des informations acquises au préalable par des recherches par chatbot – ou agent conversationnel.

« Tout ce qui est perçu comme de l'IA en pharmacie ne l'est pas forcément. Nombre de ces choses s'avèrent n'être que de l'automatisation éprouvée. »

1.1 Ce qu'il faut entendre par « IA »

La désignation d'« intelligence artificielle » est très large et souvent imprécise. Ce cahier suit

l'interprétation de l'OMS, qui définit l'IA comme la capacité de systèmes à apprendre à partir de données et à accomplir des tâches sans que chaque étape soit programmée à l'avance [3]. Cette capacité d'apprentissage à partir de données est déterminante dans la mesure où elle distingue l'IA de technologies voisines avec lesquelles elle est souvent confondue dans son acception courante.

Tout ce qui est perçu comme de l'« IA » en officine ne l'est donc pas nécessairement. Ainsi, à y regarder de plus près, de nombreux aspects relèvent en fait d'une automatisation éprouvée (p.ex. le robot de préparation des commandes en entrepôt) ou d'une exploitation de base de données fondée sur des règles logiques – ou bases de données déductives (p.ex. notifications d'interactions par le logiciel de gestion d'officine [LGO]). Il en va de même pour la réalité virtuelle (RV), qui crée un environnement sensoriel simulé (p.ex. pour la formation et les soins) et n'est pas à proprement parler de l'IA car elle n'apprend pas à partir de données. Le bras robotisé qui permet d'automatiser ou de guider une perfusion effectuée quant à lui une tâche mécanique, et non une tâche « intelligente ». Ce n'est que lorsqu'un système déduit des modèles à partir d'exemples qu'on commence à le considérer comme une IA, ce qui est précisément le sujet de ce cahier. Les aspects techniques sous-jacents à cette distinction seront traités au chapitre 2 sur les principes fondamentaux de l'IA.

1.2 Quelle place en officine ?

Les pharmaciens ne développent pas de systèmes d'IA mais ils les utilisent en évaluant les résultats et en assumant la responsabilité de ce qui en découle dans le cadre du conseil et de la dispensation de médicaments. Quiconque les utilise doit connaître les tenants et les aboutissants d'un tel outil, le risque d'erreurs et la nécessité de vérifier les informations qu'il fournit. Cela vaut aussi bien pour les informations que les clients ont trouvées via les chatbots lorsqu'ils demandent des médicaments en vente libre que pour les systèmes de contrôle des interactions et d'analyse des traitements médicamenteux. Dans tous ces domaines, le professionnel reste l'instance de référence.

Ce cahier n'a pas pour vocation d'initier à l'informatique, mais de fournir une orientation professionnelle solide pour la pratique en officine. Après en avoir pris connaissance, le lecteur connaîtra les principaux domaines d'application, pourra faire une évaluation critique des outils utilisés au quotidien et conseiller avec compétence les patients sur les offres de santé fondées sur l'IA.

Pour l'IA dans le domaine médical, seul un examen attentif permet de déterminer quels outils apprennent réellement à partir des données.

Source: InsideCreativeHouse/stock.adobe.com



2 Principes fondamentaux de l'IA

L'IA est devenue une appellation générique recouvrant les processus les plus variés. Pour mieux appréhender les chapitres consacrés aux applications qui suivent, il faut avoir acquis le principe, et non les subtilités mathématiques. Ce chapitre explique par conséquent ce qu'il faut entendre par ces notions – de la définition générale aux grands modèles linguistiques en passant par l'apprentissage automatique. L'utilisation pratique sera abordée au chap. 5, consacré aux applications des grands modèles de langage (LLM) – ici, nous nous intéressons exclusivement aux principes de fonctionnement.

2.1 Ce qu'est l'IA

L'IA désigne la capacité des algorithmes à apprendre à partir de données et à accomplir des tâches sans nécessiter qu'un humain programme chaque étape au préalable[4]. Ce point prend toute son importance dans la mesure où il marque une rupture avec le traitement traditionnel des données. Pendant des décennies, les logiciels ont fonctionné selon un modèle d'instructions fixes spécifiées par un programmeur qui définissait chaque étape de traitement et un programme d'exécution. Les processus d'IA empruntent une voie différente: l'orientation souhaitée ne leur est pas imposée mais eux-mêmes la développent à partir des données.

L'IA est une appellation générique qui recouvre de nombreux processus. La forme la plus importante et la plus répandue actuellement est l'apprentissage automatique [5]. Selon l'OMS, l'IA désigne la capacité des systèmes à apprendre à partir de données et à effectuer des tâches automatisées sans programmation explicite de chaque étape [1]. Au quotidien, on assimile ainsi souvent l'IA à l'apprentissage automatique, bien que celui-ci n'en soit qu'une partie. Il faut par ailleurs se méfier des messages marketing car tous les logiciels commercialisés sous le label «IA» n'apprennent pas réellement à partir de données – il est en effet fréquent qu'ils recèlent une automatisation classique, fondée sur des règles.

2.2 Les exemples priment les règles

Les logiciels classiques suivent des règles prédéfinies par un humain telles que «si la condition A est remplie, exécute l'action B». L'ap-

prentissage automatique (*Machine Learning*, ML) inverse cette approche – il apprend à partir d'exemples plutôt que de règles. Au lieu de fixer des règles données, on présente au système un grand nombre d'exemples et on le laisse en déduire lui-même les schémas sous-jacents [6]. Un modèle de détection de lésions cutanées n'est donc pas programmé sur la base d'une liste de caractéristiques – telles que «bords irréguliers» ou «changement de coloration» – mais entraîné à partir de nombreuses images elles-mêmes évaluées à partir desquelles il apprend lui-même les modèles distinctifs. La FDA décrit ainsi le ML comme un processus d'entraînement des algorithmes d'IA à partir de données afin d'améliorer leurs performances d'exécution de tâches données [4].

Dans ce contexte, la vocable «apprendre» prend un sens plus littéral qu'on ne le suppose à première vue. Le système s'améliore en fonction de la quantité et de la qualité des exemples dont il dispose, tout comme un humain gagne en assurance par la pratique. Il ne développe cependant pas de compréhension au sens humain du terme, mais identifie des corrélations statistiques, à savoir quelles caractéristiques sont associées à quels résultats, et à quelle fréquence.

On distingue globalement deux approches. Dans l'apprentissage supervisé (*Supervised learning*, SL), le système apprend à partir de données étiquetées, c'est-à-dire des exemples avec des réponses connues qui ont été préalablement attribuées par un humain. Pour exemple, sur un millier de photos de peau,

chaque cliché serait étiqueté comme une lésion bénigne ou maligne. Le système en déduit quelles caractéristiques de l'image correspondent à quelle classification. Dans l'apprentissage non supervisé (*Unsupervised learning*), ces étiquettes font défaut. Le système ne reçoit que des données non étiquetées et recherche de manière autonome à en extraire des relations, des schémas, des groupes ou des modèles, sans que leur signification ne soit prédéfinie. Il peut regrouper des cas similaires mais leur interprétation reste du ressort de l'humain [6]. Pour illustrer cela, on peut dire que l'apprentissage supervisé s'apparente à l'apprentissage d'un vocabulaire, où chaque mot est accompagné de sa traduction. L'apprentissage non supervisé ressemble davantage au tri d'un panier à linge par similitude, sans préciser au préalable les piles à former.

Pour l'officine, c'est moins la classification technique qui est déterminante que la conséquence qui en découle. De fait, un

système d'apprentissage automatique n'est jamais meilleur que les données à partir desquelles il a appris – un concept que nous reprendrons à la section 2.7.

2.3 Réseaux neuronaux artificiels et apprentissage profond

Une grande partie des IA actuelles reposent sur des réseaux neuronaux artificiels qui s'inspirent *grosso modo* du système nerveux. De nombreuses unités de calcul simples – inspirées des cellules nerveuses – sont organisées en couches et se transmettent des signaux entre elles. Chaque unité reçoit des valeurs, les pondère et transmet un résultat à la couche suivante (fig. 1). L'«intelligence» du réseau ne repose pas sur une unité isolée, mais sur l'interaction d'un très grand nombre de ces pondérations.

On parle d'apprentissage profond (*Deep learning*) lorsqu'un tel réseau se compose de couches multiples. Ces modèles multicouches apprennent à représenter les données sous des formes de plus en plus abstraites. Dans le traitement d'images, les premières couches détectent des caractéristiques simples telles que les contours et les variations de couleurs, les couches intermédiaires les assemblent en formes, tandis que les couches ultérieures les combinent pour créer des structures complexes telles qu'un visage ou une lésion cutanée [7]. Cette abstraction par paliers explique la raison pour laquelle l'apprentissage profond est si performant pour les images, la parole et le texte.

Encadré 1 : IA, ML et apprentissage profond – ce qui lie ces concepts

L'intelligence artificielle (IA) est le terme générique. L'apprentissage automatique (*Machine learning*, ML) est un sous-domaine de l'IA. L'apprentissage profond (*Deep learning*) est quant à lui un sous-domaine de l'apprentissage automatique qui repose sur des réseaux neuronaux multicouches. Ces termes, bien qu'imbriqués les uns dans les autres, ne sont pas synonymes. À l'heure actuelle, parler d'IA revient généralement à parler d'apprentissage automatique, et évoquer les dernières avancées fait généralement référence à l'apprentissage profond.

Ces réseaux sont entraînés par un procédé appelé rétropropagation (forme abrégée de propagation de l'erreur en sens inverse). Plus simplement, le réseau compare sa sortie à la réponse correcte connue, identifie l'erreur et ajuste ensuite progressivement ses pondérations internes – au fil de nombreuses itérations, jusqu'à ce que les exemples soient traités conformément aux attentes [7]. Ces dix dernières années, l'apprentissage profond a permis d'améliorer considérablement le traitement des images, de la parole et du texte, et constitue la base de nombreuses applications décrites dans les chapitres suivants [7].

L'encadré 1 reprend les relations entre les termes d'IA, d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond.

2.4 L'effet « boîte noire »

La force des réseaux neuronaux profonds est aussi leur faiblesse. Un modèle donné prenant sa décision à partir d'un très grand nombre de pondérations internes fines, il est souvent impossible de comprendre *a posteriori* comment il est parvenu à un résultat donné. Contrairement à un programme fondé sur des règles, dont on peut suivre la logique ligne par ligne, le cheminement décisionnel d'un réseau profond est dispersé sur des milliers de paramètres sans pouvoir être attribué à une règle unique et lisible. Cette opacité a valu à ces modèles l'étiquette de « boîte noire » car seul le résultat est visible, pas le cheminement qui y mène [8].

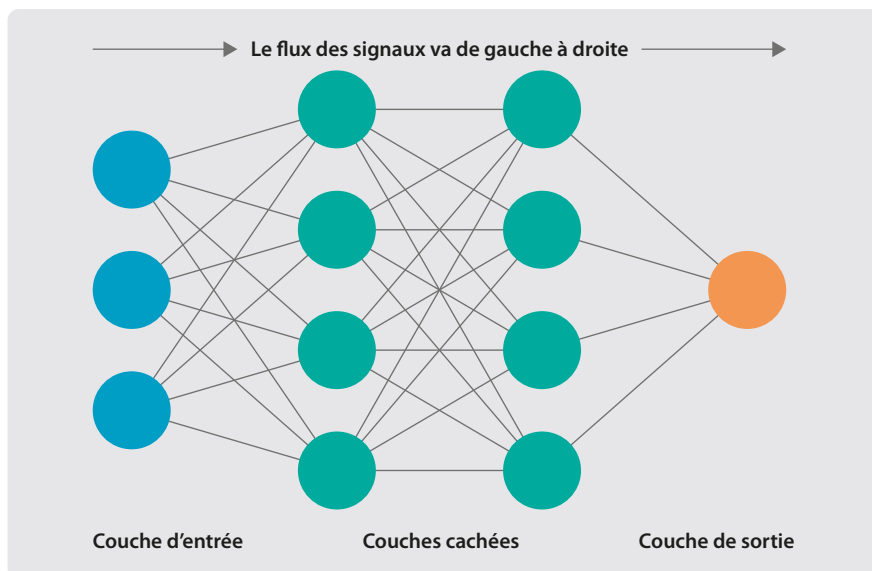
Dans le domaine médical, cela prend toute son importance. Une décision dépourvue de justification vérifiable, voire reproductible, ne peut guère être confirmée sur le plan clinique, ce qui soulève des interrogations en matière de sécurité et sur le plan réglementaire. L'explicabilité de tels systèmes – l'IA explicable (*Explainable AI*, XAI) dans le jargon technique – est donc devenue un domaine de recherche à part entière, qui développe des méthodes destinées à améliorer, du moins partiellement, la lisibilité des décisions [8]. Dans la pratique, l'effet boîte noire a deux implications. D'une part, un modèle peut avoir raison sans fournir de justification vérifiable et, d'autre part, il peut avoir tort sans que l'erreur soit reconnaissable à première vue. Le chap. 11, consacré à l'éthique, approfondit les conséquences de cette problématique.

2.5 Principes de l'IA générative et des LLM

L'IA générative constitue une catégorie particulière de processus qui ne se contente pas de classer ou de prédire, mais génère de nou-

Fig. 1 : Structure schématique d'un réseau neuronal. Les données d'entrée traversent plusieurs couches représentant des caractéristiques de plus en plus abstraites, jusqu'à ce que la couche de sortie fournisse les résultats. Le nombre de neurones par couche – ici, un neurone de sortie unique – dépend de la tâche à accomplir.

Source: illustration de l'auteur



veaux contenus tels que texte, images ou son [1]. Les représentants les plus connus sont les grands modèles linguistiques (GML, ou LLM pour *Large Language Models*) tels que ceux qui sous-tendent des services comme ChatGPT. Leur principe de fonctionnement est au fond étonnamment simple. Ils sont entraînés à prédire les mots suivants les plus probables à partir d'un début de texte donné et élaborent ainsi un texte, mot après mot [9]. On peut donc considérer un GML/LLM comme un moteur de complétion (autocomplétion) hautement sophistiqué qui se demande à chaque étape quel est le mot le plus plausible pour poursuivre le texte existant [9].

Le fait que cette « simple prévision de mots » débouche sur quelque chose d'exploitable peut surprendre – après tout, « prévoir le mot suivant le plus probable » ne ressemble guère à de la compréhension. L'explication tient dans le volume colossal de texte utilisé pour l'entraînement dans un contexte où, pour prédire de manière fiable le mot suivant à partir de millions d'exemples de texte, un modèle doit implicitement appréhender la syntaxe, les liens de cohérence et les schémas argumentatifs typiques de la langue [9]. Bien que l'entraînement ne porte que sur cette seule tâche statistique, il en résulte une vaste compétence linguistique qui peut être mise à profit pour des résumés, des explications ou des propositions. Il faut toutefois toujours garder à l'esprit que le modèle représente des probabilités de mots et ne se fonde pas sur une base de données alimentée par des connaissances vérifiées.

Les modèles capables de traiter outre du texte, des images ou du son, sont appelés grands modèles multimodaux (*Large Multi-Modal Models*, LMM). L'OMS les qualifie de « modèles de base à usage général » (*General-purpose foundation models*, GPAI), mais souligne expressément que leur généralisation n'est pas définitivement documentée [1].

2.6 Des hallucinations propres au système

On appelle hallucination une sortie *a priori* linguistiquement plausible, mais dont le contenu est erroné ou inventé de toutes pièces. De telles erreurs ne sont pas que le fait de modèles mal conçus mais découlent de leur principe de fonctionnement sous-jacent. Un modèle linguistique étant optimisé pour l'enchaînement de mots le plus probable, il privilégie les suites linguistiquement proches – qu'elles existent ou non, et une référence inventée peut p.ex. paraître tout à fait correcte sur le plan formel étant donné qu'elle suit le modèle des références authentiques [9].

Une analyse mathématique du processus d'apprentissage attribue ces erreurs à deux sources distinctes dont l'une est inévitable et l'autre en principe corrigible [10].

La première réside dans l'entraînement lui-même. La pure prédiction de mots génère déjà une tendance inhérente à l'hallucination, et cela même avec des données d'entraînement exemptes d'erreurs. La raison tient à la manière dont un modèle traite des informations frag-