Les Cahiers du CEDIMES
2026, Volume 21, numéro 3, https://doi.org/10.69611/cahiers21-3-04
ISSN 2110-6045

L'intelligence artificielle comme outil administratif et managérial dans un service des urgences : réduction de la bureaucratie et réutilisation des données cliniques sans saisie humaine supplémentaire

Radu-Bogdan CHIOTAN-CALIN [1]*, Florin-Radu CHIOTAN [2], Ion PÂRGARU [3]

[1] Université « Valahia » de Târgoviște, Roumanie, radubogdan.calin@gmail.com ;
ORCID : 0009-0001-1153-8629

[2] Académie d'Études Économiques de Bucarest, Roumanie ; ORCID : 0009-0004-9140-2730

[3] Université « Valahia » de Târgoviște, Roumanie

* Auteur correspondant

Résumé : Cet article propose une analyse conceptuelle, narrative et appliquée de l'usage de l'intelligence artificielle dans un service des urgences, en la limitant strictement à des fonctions administratives et managériales. L'IA n'est pas envisagée comme outil de diagnostic, de traitement, de triage ou de décision clinique, mais comme une couche de traitement de l'information permettant d'extraire, de structurer, de corréler et de réutiliser des données déjà générées dans le parcours de soins. Le point de départ est la fragmentation documentaire observée dans les services d'urgence : les informations relatives au patient sont réparties entre le système informatique hospitalier, les documents papier, les demandes d'examens, les résultats biologiques et radiologiques, les consultations interdisciplinaires et les documents externes apportés par le patient. L'article propose un cadre managérial fondé sur le principe d'une saisie unique des données et d'une réutilisation multiple, sans ajout de tâches systématiques de saisie pour le personnel. Il examine le rôle potentiel de l'OCR, du traitement automatique du langage naturel, des architectures RAG et des tableaux de bord dans la production de rapports de garde, d'indicateurs, d'audits et de recherches rétrospectives. Les limites, les risques, la validation humaine, la traçabilité et la conformité réglementaire sont intégrés comme conditions de faisabilité.

Mots-clés : intelligence artificielle, service des urgences, charge administrative, réutilisation des données, reporting automatisé.

Abstract: This article presents a conceptual, narrative, and applied analysis of artificial intelligence in the emergency department, limited strictly to administrative and managerial functions. AI is not considered as a tool for diagnosis, treatment, triage, or clinical decision-making, but as an information-processing layer that extracts, structures, correlates, and reuses data already generated during patient care. The starting point is the fragmentation of documentation in emergency services, where patient information is distributed across the hospital information system, paper files, examination requests, laboratory and imaging results, interdisciplinary consultations, and external medical documents brought by the patient. The article proposes a managerial framework based on single data entry and multiple use, without adding systematic data-entry tasks for staff. It examines the potential role of OCR, natural language processing, retrieval-augmented generation, and dashboards in producing shift reports, indicators, audits, and retrospective research. Limits, risks, human validation, traceability, and regulatory compliance are integrated as conditions of feasibility.

Keywords: artificial intelligence, emergency department, administrative burden, data reuse; automated reporting.

Classification JEL : I18, M15, O33.

1. Introduction

Les services des urgences constituent l'une des composantes les plus sollicitées du système de santé. Ils se caractérisent par un volume élevé de patients, un temps décisionnel réduit, une pression opérationnelle constante et la nécessité d'une coordination rapide entre le personnel médical, les examens paracliniques, les consultations interdisciplinaires et les décisions administratives. Dans ce contexte, l'activité des professionnels de santé ne se limite pas à l'évaluation et au traitement du patient ; elle comprend également un volume considérable de documentation, de reporting et d'enregistrement répétitif d'informations médicales. Cette charge administrative devient d'autant plus problématique lorsque les ressources humaines sont limitées et que le personnel est surchargé, car toute tâche bureaucratique supplémentaire peut être perçue comme un éloignement de l'acte médical proprement dit.

Dans la pratique quotidienne d'un service des urgences, les données relatives au patient sont fréquemment réparties entre plusieurs sources : système d'information hospitalier, documents papier, demandes d'examens, résultats biologiques, comptes rendus d'imagerie, consultations interdisciplinaires et documents médicaux externes apportés par le patient. Cette documentation fragmentée crée un problème important de qualité des données. Certaines informations existent, mais elles ne sont ni centralisées, ni interrogeables, ni réutilisables. Des données pertinentes pour le management, le reporting, l'audit clinique ou la recherche rétrospective peuvent ainsi devenir fonctionnellement perdues.

Le problème n'est pas uniquement technique, mais également managérial. Lorsque les rapports de garde ou les analyses statistiques nécessitent des informations qui ne peuvent pas être extraites automatiquement du système, le personnel médical peut être amené à effectuer des centralisations manuelles laborieuses, souvent impossibles dans le rythme réel d'un service d'urgence. Lors d'une garde avec des dizaines ou des centaines de patients, relire manuellement tous les dossiers pour obtenir des données statistiques exactes est irréaliste. Le reporting peut alors devenir incomplet, approximatif ou vulnérable aux erreurs. Ce phénomène affecte non seulement la précision des rapports administratifs, mais aussi la capacité de l'institution à utiliser les données produites aux urgences pour la gestion des ressources et la recherche.

Parallèlement, la médecine d'urgence produit une quantité importante de données potentiellement utiles. Ces données peuvent servir à analyser le profil des patients, leur distribution par âge et par sexe, la fréquence de certaines pathologies, le mode d'arrivée, l'utilisation des ambulances, les types d'investigations demandées, les traitements administrés, les résultats des examens et les décisions finales d'hospitalisation, de sortie ou de transfert. Toutefois, leur valeur dépend de la manière dont elles sont collectées, structurées et réutilisées. Une information consignée uniquement sur papier ou dans un champ libre difficile à interroger a une valeur clinique immédiate, mais une valeur réduite pour le reporting, l'audit ou la recherche.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle peut être analysée non pas comme un outil de diagnostic, de traitement, de triage ou de décision clinique, mais comme un instrument administratif et managérial. Le présent article ne propose pas l'utilisation de l'IA pour établir des diagnostics, choisir des traitements, trier les patients ou remplacer le jugement clinique. La prise en charge du patient doit rester sous la responsabilité du personnel médical. Dans le modèle proposé, le rôle de l'IA est différent : extraire, structurer, corréler et rapporter automatiquement des données déjà existantes, afin de réduire la charge administrative et de permettre une réutilisation intelligente de l'information médicale.

Le principe central de cette approche est la saisie unique des données et leur utilisation multiple. Une information consignée dans le cours normal de la prise en charge devrait pouvoir être réutilisée pour le dossier du patient, le rapport de garde, les statistiques, l'audit clinique, la recherche rétrospective, la justification médico-légale et, le cas échéant, la gestion des stocks. La numérisation ne devrait pas signifier le déplacement de la bureaucratie du papier vers l'ordinateur ; elle devrait

réduire la documentation redondante et transformer les données déjà produites en informations utiles pour le management.

L'article propose donc un cadre conceptuel applicable à une seule unité hospitalière, dans lequel l'IA fonctionne comme une couche administrative superposée au système d'information interne de l'hôpital. Le modèle ne suppose pas une intégration immédiate entre plusieurs hôpitaux et ne transfère pas la responsabilité clinique vers l'algorithme. Il vise plutôt à valoriser les données existantes ou numérisées, à générer automatiquement des rapports et à réduire la charge bureaucratique du personnel des urgences, sans saisie humaine supplémentaire systématique. Dans un système de santé où le personnel est insuffisant et surchargé, l'usage immédiat le plus réaliste de l'IA n'est pas de remplacer le médecin, mais de le libérer des tâches administratives qui l'empêchent de se concentrer sur le soin.

2. Méthodologie

Cet article a un caractère conceptuel, narratif et appliqué. Il est construit comme une analyse managériale de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans un seul service des urgences. Il ne s'agit pas d'un essai clinique, il n'évalue pas la performance d'un algorithme sur des patients réels et il ne propose pas de protocole de diagnostic, de traitement ou de triage. L'objectif méthodologique est de formuler un cadre d'analyse pour l'utilisation de l'IA comme outil administratif, orienté vers la réduction de la charge bureaucratique et la réutilisation des données cliniques déjà générées dans le flux habituel de prise en charge.

La méthode combine une analyse narrative de la littérature avec une analyse conceptuelle des flux informationnels en médecine d'urgence. Les thèmes pris en compte incluent la documentation clinique, la charge administrative, la qualité des données du dossier électronique du patient, le traitement automatique du langage naturel, la reconnaissance optique de caractères, le reporting automatisé, l'audit clinique et l'utilisation secondaire des données de santé. Les sources comprennent des articles scientifiques, des travaux sur les applications du NLP dans les services d'urgence, des études sur la documentation assistée par IA, ainsi que des documents officiels européens et nationaux sur la santé numérique, la protection des données et la gouvernance de l'IA.

La construction du cadre proposé est partie de l'identification de problèmes récurrents dans l'activité d'un service des urgences : documentation hybride sur support électronique et papier, impossibilité de réutiliser automatiquement des informations déjà consignées, difficulté des rapports manuels après des gardes chargées, absence de traçabilité entre la suspicion clinique, l'examen réalisé et le résultat obtenu, ainsi que difficulté d'utiliser les données des urgences pour l'audit et la recherche rétrospective. Ces problèmes sont analysés dans une perspective managériale, non comme des dysfonctionnements individuels, mais comme les effets d'une architecture informationnelle fragmentée.

Sur cette base, l'article propose un modèle limité à une seule unité hospitalière, dans lequel l'IA fonctionne comme une couche administrative superposée au système d'information interne. Le modèle vise l'extraction, la structuration, la corrélation et le reporting automatique des données existantes ou numérisées, sans introduire de nouveaux formulaires et sans ajouter de tâches systématiques de saisie pour le personnel des urgences. Les exemples pratiques présentés ont un rôle illustratif et conceptuel ; ils ne décrivent pas des résultats statistiques locaux et ne doivent pas être interprétés comme des données empiriques issues d'une étude rétrospective déjà réalisée.

L'analyse des scénarios d'utilisation se rapporte à des situations fréquentes en médecine d'urgence : reporting de garde, corrélation entre suspicion de thromboembolie pulmonaire, examen CT et résultat radiologique, identification rétrospective des patients présentant un syndrome céphalalgique, traitement des documents médicaux externes et suivi longitudinal de paramètres biologiques tels que l'hémoglobine. Dans chaque scénario, l'IA est traitée comme un instrument de traitement informationnel et de soutien managérial, non comme un agent de décision clinique.

Les limites méthodologiques découlent de la nature conceptuelle de l'article. Le modèle proposé nécessite une vérification ultérieure par des études pilotes, des audits d'implémentation, des évaluations de la qualité des données et des analyses d'acceptabilité par le personnel médical. De plus, toute affirmation relative à l'efficacité, à la précision de l'OCR/NLP ou à la réduction du temps de documentation doit être interprétée en relation avec la littérature citée et non comme un résultat propre du présent article. La contribution principale est donc la formulation d'un cadre managérial et d'une direction d'implémentation, non la démonstration expérimentale de la performance d'un système d'IA concret.

3. Documentation fragmentée et perte fonctionnelle des données aux urgences

Dans un service des urgences, la documentation du patient a des fonctions cliniques, administratives, médico-légales et managériales. Idéalement, les informations générées pendant la prise en charge devraient former un parcours cohérent : motif de présentation, données de triage, anamnèse, examen clinique, examens demandés, traitements administrés, procédures réalisées, consultations interdisciplinaires, résultats paracliniques, diagnostic et décision finale. En pratique, ces données peuvent être réparties entre plusieurs supports et systèmes, sans intégration complète.

Certaines informations sont disponibles dans le système d'information hospitalier, comme les données d'arrivée, l'identification du patient, certains diagnostics, les résultats biologiques et les comptes rendus d'imagerie. D'autres informations restent consignées sur papier, dans le dossier du patient, les feuilles de traitement, les notes de consultation ou les documents externes apportés par le patient. Dans certaines situations, une information pertinente apparaît dans un document ponctuel, par exemple une demande d'imagerie, mais n'est pas transformée en variable centralisable. L'information existe, mais elle ne peut pas être facilement récupérée, agrégée ou analysée par la suite.

Cette situation peut être décrite comme une perte fonctionnelle des données. Les données ne sont pas nécessairement absentes ; elles sont présentes sous une forme qui rend leur usage secondaire difficile. Elles peuvent être écrites sur papier, intégrées dans du texte libre, saisies dans un champ non structuré ou stockées dans un document qui ne communique pas efficacement avec le reste du dossier. Du point de vue clinique immédiat, l'information peut être suffisante pour le médecin qui a le document sous les yeux. Du point de vue managérial, statistique ou scientifique, la même information peut devenir presque invisible.

Un exemple pertinent est la demande de CT thoracique avec produit de contraste pour suspicion de thromboembolie pulmonaire. La suspicion clinique peut être mentionnée dans la demande d'imagerie, le résultat CT peut être disponible dans le système de radiologie et le diagnostic final peut apparaître ailleurs dans la documentation. Si ces éléments ne sont pas reliés dans une chaîne informationnelle commune, il devient difficile d'évaluer combien de patients ont été explorés pour suspicion de thromboembolie pulmonaire et chez combien le diagnostic a été confirmé. Le problème n'est pas l'absence de données, mais l'absence de traçabilité entre la suspicion clinique, l'examen effectué et le résultat obtenu.

Une situation similaire concerne les traitements administrés aux urgences. L'administration d'un médicament peut être consignée à plusieurs reprises sur des documents papier sans être intégrée dans un système numérique centralisable. Dans un tel modèle, une action médicale importante pour les soins, la justification médico-légale, la gestion des stocks, l'audit clinique et la recherche rétrospective ne peut pas être analysée facilement par la suite. Par exemple, si l'on souhaite évaluer rétrospectivement les patients présentant un syndrome céphalalgique qui ont reçu un traitement antalgique donné, le diagnostic peut être disponible numériquement, tandis que le traitement administré reste uniquement sur papier. La corrélation entre diagnostic, traitement et évolution devient alors difficile et chronophage.

Les documents médicaux externes apportés par les patients constituent une autre source importante d'information fonctionnellement perdue. Les patients peuvent se présenter avec des lettres de sortie, des comptes rendus spécialisés, d'anciens résultats biologiques, des résultats d'imagerie ou

des courriers médicaux d'autres institutions. Ces documents peuvent contenir des informations essentielles, telles que diagnostics chroniques, antécédents neurologiques, traitement anticoagulant, interventions antérieures, allergies ou tendances biologiques dans le temps. Pourtant, s'ils sont seulement lus rapidement ou annexés physiquement au dossier, l'information ne devient pas une partie structurée du dossier numérique.

Le même problème apparaît pour les analyses biologiques réalisées antérieurement. Un patient connu pour une anémie chronique peut apporter un dossier contenant des résultats de plusieurs mois ou années. Aux urgences, le médecin a besoin rapidement de l'évolution de l'hémoglobine, pas seulement de la valeur actuelle. Sans mécanisme d'extraction et d'organisation, la reconstruction manuelle de cette évolution peut être impossible pendant une présentation urgente. Si ces résultats étaient numérisés, extraits et intégrés dans une chronologie digitale, le médecin pourrait apprécier rapidement si l'anémie est chronique stable, progressive ou aggravée aiguë.

La documentation fragmentée ne touche donc pas seulement le confort administratif du personnel. Elle limite la capacité de l'institution à connaître correctement l'activité de son propre service d'urgence. Les données nécessaires au reporting, à l'audit clinique, à la recherche rétrospective et à la gestion des ressources sont produites quotidiennement, mais une partie importante ne peut pas être réutilisée efficacement. Le problème fondamental n'est pas seulement une numérisation insuffisante, mais l'absence d'une architecture informationnelle capable de transformer les données cliniques primaires en informations structurées, traçables et réutilisables.

4. Le reporting manuel comme source d'erreur et de charge administrative

Le reporting de l'activité d'un service des urgences remplit des fonctions essentielles pour le management institutionnel : évaluation du volume d'activité, identification des tendances de présentation, justification de l'allocation des ressources humaines et matérielles, suivi des indicateurs de performance et fourniture de données pour l'audit clinique ou la recherche rétrospective. Idéalement, ces rapports devraient être complets, exacts et reproductibles. En pratique, les conditions dans lesquelles ils sont produits les rendent vulnérables à des erreurs systématiques qui ne relèvent pas d'une négligence individuelle, mais de la structure même du travail aux urgences.

Le reporting manuel suppose qu'à la fin d'une garde ou à intervalles définis, un membre du personnel parcourt les documents générés et extrait les informations pertinentes : nombre de patients, distribution par âge et sexe, mode d'arrivée, diagnostics enregistrés, examens demandés, décisions finales d'hospitalisation, de sortie ou de transfert, et durée moyenne de séjour. En l'absence d'extraction automatique, chaque variable exige une lecture individuelle de chaque dossier. Lors d'une garde avec des dizaines ou des centaines de patients, cette relecture manuelle pour obtenir des données exactes est irréaliste. Dans un service surchargé, la qualité du reporting ne peut pas dépendre de la disponibilité d'un médecin résident pour relire une pile de dossiers après la garde.

La surcharge du personnel amplifie ce problème structurel. Les médecins et les infirmiers des urgences travaillent souvent sous pression continue, avec des gardes prolongées, des effectifs réduits et un flux ininterrompu de patients. L'énergie cognitive et le temps disponibles à la fin d'une garde sont limités. Demander des rapports détaillés et exacts dans ces conditions entre en conflit avec la réalité opérationnelle du service. Même avec la meilleure intention, un rapport complété rapidement, à partir de la mémoire ou de documents partiellement consultés, peut contenir des omissions, approximations ou erreurs de transcription. Ces erreurs peuvent être peu visibles individuellement, mais elles s'accumulent dans le temps et affectent la qualité des données institutionnelles.

Un autre facteur de risque est la variabilité de la formulation. Les diagnostics peuvent être exprimés différemment par différents médecins pour une même pathologie, la même suspicion clinique peut apparaître sous des termes variables et les champs numériques non structurés autorisent une liberté de saisie qui réduit l'agrégation automatique. Si le reporting dépend de l'extraction manuelle d'informations hétérogènes, l'homogénéisation exige un effort supplémentaire rarement

soutenu en pratique. Les données rapportées peuvent donc refléter seulement partiellement l'activité réelle du service.

L'impact dépasse le plan administratif. Les décisions managériales concernant l'allocation du personnel, l'achat d'équipements, la planification de la capacité ou la réorganisation des flux reposent sur des données de reporting. Si ces données sont incomplètes ou approximatives, les décisions peuvent être inadaptées à la réalité opérationnelle. Une sous-déclaration systématique des présentations nocturnes pourrait conduire à une allocation insuffisante des ressources pendant ces périodes. De même, une déclaration inexacte de certaines pathologies peut fausser les priorités d'approvisionnement en médicaments et consommables.

Le problème du reporting manuel n'est pas propre aux systèmes à faibles ressources. Même dans des systèmes très numérisés, l'extraction de données spécifiques à partir de la documentation électronique peut nécessiter une intervention humaine si les champs n'ont pas été conçus pour faciliter l'agrégation automatique (Ayyan et al., 2023). Dans un contexte d'infrastructure informatique limitée et de documentation partiellement papier, cette vulnérabilité est cependant amplifiée.

La solution ne consiste pas à demander davantage au personnel, mais à construire un système qui réduit la dépendance du reporting à l'intervention humaine répétitive. Une couche administrative basée sur l'IA, connectée au système d'information hospitalier et capable de traiter aussi des documents numérisés, pourrait extraire et centraliser automatiquement ces données sans ajouter de tâches au personnel. Le reporting automatisé ne supprime pas la nécessité de validation humaine, mais il peut transformer un processus manuel, fragmenté et vulnérable aux erreurs en un processus structuré, cohérent et auditable. L'IA ne doit pas remplacer un reporting manuel incorrect par un reporting automatisé incorrect ; elle doit créer les conditions permettant de valoriser les données existantes sans effort redondant.

5. Le principe de saisie unique et d'utilisation multiple des données

La documentation en médecine d'urgence génère naturellement des informations à usages multiples. Le même ensemble de données concernant un patient — motif de présentation, âge, sexe, diagnostics, examens, traitements et décision finale — peut servir simultanément au dossier clinique, à la justification médico-légale, au rapport de garde, aux bases statistiques, à l'audit interne et à la recherche rétrospective. Pourtant, en l'absence d'un système intégré de réutilisation, la même information est souvent saisie ou transcrite plusieurs fois, dans des formats différents et pour des destinataires différents. Cette redondance consomme du temps et multiplie les points d'erreur possibles.

Le principe de saisie unique et d'utilisation multiple propose l'approche inverse : l'information est consignée une seule fois dans le cours normal de la prise en charge, puis réutilisée automatiquement pour tous les objectifs institutionnels pertinents. La numérisation ne doit pas déplacer la bureaucratie du papier vers l'ordinateur ; elle doit permettre que l'information saisie une fois soit réutilisée automatiquement à des fins cliniques, administratives et scientifiques. Cela suppose que le système d'information, éventuellement augmenté par une couche intelligente de traitement, puisse identifier, extraire et rediriger les informations pertinentes sans demander au personnel de compléter des formulaires supplémentaires.

Dans les urgences, ce principe implique de reconnaître que les données nécessaires au reporting, à l'audit et à la recherche sont déjà produites pendant l'activité clinique. Le médecin qui enregistre le diagnostic final ne saisit pas une information pour les statistiques ; il saisit une information clinique qui, par un mécanisme d'extraction automatique, peut alimenter simultanément le rapport de garde, la base d'audit et un registre de pathologies. L'infirmier qui consigne l'administration d'un médicament n'ajoute pas un formulaire de gestion des stocks ; il consigne une action clinique qui peut également actualiser les données de consommation si elle est capturée dans un format réutilisable.

Le rapport de garde est l'une des applications les plus directes. Si le système enregistre au moins les champs essentiels pour chaque patient - heure d'arrivée, âge, sexe, mode d'arrivée, diagnostic principal et décision finale - une couche de traitement peut générer automatiquement un rapport standardisé à la fin de chaque garde, sans intervention humaine supplémentaire. Le rapport peut inclure la distribution temporelle des présentations, le profil démographique, la fréquence des diagnostics et le taux d'hospitalisation.

L'audit clinique représente un niveau supérieur de réutilisation. Si le système enregistre les examens demandés et leurs résultats, il devient possible d'évaluer rétrospectivement des indicateurs de qualité : taux de demande d'un examen pour une pathologie donnée, concordance entre suspicion clinique et résultat, délai moyen jusqu'à l'examen ou jusqu'à la décision finale. Ces évaluations ne nécessitent pas une collecte de données nouvelles ; elles exigent la valorisation des données existantes par des mécanismes d'interrogation et de corrélation automatisées (Strafford et al., 2024).

La recherche rétrospective bénéficie du même principe sur un horizon plus long. Une base construite par réutilisation systématique des données cliniques primaires peut devenir un matériel précieux pour des études observationnelles locales : profil des patients, évolution de la fréquence de certaines pathologies ou corrélations entre variables démographiques et décisions cliniques ou administratives. La qualité de ce matériel dépend directement de la qualité et de la cohérence de la saisie initiale.

Le principe s'étend également aux documents qui ne sont pas saisis directement dans le système. Les documents médicaux externes, les anciens résultats biologiques ou radiologiques et les lettres de sortie peuvent contenir des informations pertinentes qui restent sinon dans la mémoire du médecin ou annexées physiquement au dossier. Un système capable de les numériser et de les traiter peut identifier des informations structurables - diagnostics, valeurs biologiques, médicaments, procédures - et les intégrer dans le dossier numérique avec indication de la source et validation humaine.

La mise en œuvre suppose plusieurs conditions. Le système doit permettre l'enregistrement des champs essentiels sous forme structurée ; des mécanismes de traitement du texte libre et des documents numérisés doivent exister ; et les données extraites doivent faire l'objet d'une validation et d'un audit. La saisie unique et l'utilisation multiple ne fonctionnent pas si les données d'entrée sont incomplètes, incohérentes ou enregistrées dans des formats non exploitables. Elles ne peuvent donc pas être séparées de l'investissement dans l'infrastructure informatique et l'assurance qualité des données.

6. L'intelligence artificielle comme couche administrative, et non comme instrument clinique

La distinction entre IA clinique et IA administrative est centrale dans le cadre proposé. L'IA clinique est généralement associée au diagnostic, au triage, à la prédiction du risque ou aux recommandations thérapeutiques. Ces applications soulèvent des questions complexes de sécurité du patient, d'explicabilité, de responsabilité et de droit médical (Alami et al., 2020 ; Smith, 2020). Le présent article se concentre au contraire sur l'IA comme couche administrative et managériale soutenant la documentation, le reporting, l'audit et l'usage secondaire des données, sans prise de décision clinique.

Cette distinction n'est pas seulement sémantique. Un système qui suggère un diagnostic ou un traitement entre dans le raisonnement clinique et peut influencer le parcours thérapeutique. Un système qui extrait des données existantes, structure un texte libre, relie une demande à un résultat ou produit un rapport de garde opère dans la couche de gestion de l'information. Il peut soutenir l'organisation sans remplacer le jugement professionnel. Pour cette raison, le modèle proposé évite volontairement tout diagnostic automatisé, recommandation thérapeutique, décision de triage ou modification directe de la prise en charge. L'un des principaux obstacles à l'adoption de l'IA clinique est le problème de la « boîte noire », où la logique interne d'algorithmes complexes reste difficile à comprendre. Dans des contextes cliniques à haut risque, cette opacité peut réduire la confiance et

créer une incertitude sur la responsabilité. L'IA administrative ne supprime pas le besoin de transparence, mais modifie la nature de la tâche. Le système ne doit pas affirmer qu'un patient présente une maladie ; il doit extraire les termes enregistrés par le médecin, les relier à la source originale et les organiser dans des champs structurés auditables.

La littérature récente soutient le potentiel de la documentation assistée par IA en médecine d'urgence, tout en soulignant la prudence nécessaire. Moser et al. (2025) décrivent un pipeline d'automatisation de la documentation d'urgence utilisant des grands modèles de langage et une génération augmentée par récupération, avec des scores F1 initiaux entre 86,21 % et 100 % pour certaines variables, notamment liées aux médicaments, mais avec une performance moindre pour un langage clinique plus nuancé. Ces résultats appuient l'intérêt de l'extraction automatisée, mais aussi la nécessité de validation humaine et d'audit.

De même, Lee et al. (2025) rapportent, dans une étude menée auprès de huit urgentistes, qu'un assistant de documentation basé sur LLM a réduit le temps nécessaire à la rédaction d'une note de sortie à environ un tiers du temps initial. Ce résultat est prometteur, mais sa généralisation est limitée par la petite taille de l'échantillon et le contexte monocentrique. Dans le présent cadre, ces études ne servent pas à affirmer des gains universels d'efficacité, mais à montrer que les tâches administratives et documentaires constituent un champ réaliste d'implémentation de l'IA.

La reconnaissance optique de caractères peut également contribuer à la couche administrative. Dans un environnement simulé d'urgence traumatique, Gautam et al. (2025) ont rapporté une précision élevée pour l'extraction de données à partir de documents manuscrits et saisis. Ces résultats doivent cependant être interprétés avec prudence, car la performance en situation réelle dépend de la qualité de l'écriture, de la structure du document, des conditions de numérisation, de la langue et des flux locaux. La conclusion appropriée n'est pas que l'OCR résout automatiquement la documentation papier, mais qu'il peut soutenir l'ingestion numérique lorsqu'il est associé à la validation et à la traçabilité.

La génération augmentée par récupération est pertinente car elle peut réduire le risque qu'un modèle de langage produise des informations non soutenues par le dossier clinique. En récupérant les informations d'une base locale définie avant de générer un résumé ou un rapport, les architectures RAG peuvent ancrer les sorties dans des sources vérifiées (Abo El-Enen et al., 2025 ; Neha et al., 2025). Toutefois, RAG n'élimine pas tous les risques d'erreur ou d'hallucination. Les sorties doivent rester traçables jusqu'aux documents sources et soumises à revue humaine lorsque cela est nécessaire.

Du point de vue juridique et éthique, le modèle doit être compris comme une IA d'assistance, non comme une IA autonome. L'IA propose des structures, des résumés ou des corrélations ; le clinicien ou le personnel autorisé valide les informations lorsque la validation est nécessaire. La responsabilité reste clairement délimitée : le système gère les flux informationnels, tandis que les professionnels de santé gèrent les soins. Cette approche est cohérente avec les recommandations sur l'IA digne de confiance, la supervision humaine, la responsabilité et la gouvernance en santé (European Parliament and Council of the European Union, 2024 ; Naik et al., 2022 ; World Health Organization, 2021).

7. Cadre managérial proposé pour un seul service des urgences

La mise en œuvre d'une IA administrative dans un service des urgences nécessite un cadre managérial réaliste plutôt qu'une vision purement technologique. L'objectif n'est pas de remplacer les systèmes hospitaliers existants, mais d'ajouter une couche interopérable transformant des données inertes et fragmentées en informations managériales utilisables. Le modèle doit fonctionner autant que possible en arrière-plan, à partir des données générées habituellement dans les soins, et éviter toute tâche documentaire supplémentaire pour le personnel.

L'architecture proposée peut être décrite en quatre niveaux. Le premier est le niveau d'acquisition des données, qui recueille les données structurées du dossier électronique, des systèmes administratifs, des laboratoires, de l'imagerie et, lorsque c'est possible, des documents numérisés. Le

deuxième est le niveau de traitement, qui applique l'OCR et le NLP pour transformer le texte libre et les informations papier en variables structurées. Le troisième est le niveau d'intelligence et de corrélation, qui utilise des règles, des vocabulaires contrôlés et, le cas échéant, des architectures RAG pour relier suspicions cliniques, examens, résultats, traitements et issues. Le quatrième est le niveau d'interface, qui fournit des tableaux de bord, rapports et sorties structurées pour le management, l'audit et la recherche.

Cette approche fonctionne comme un middleware superposé au système d'information hospitalier. Elle ne suppose pas le remplacement des logiciels existants, mais exige l'accès aux sources pertinentes et une gouvernance claire. Le système doit pouvoir identifier une présentation, suivre sa trajectoire informationnelle et relier des éléments actuellement séparés : triage, notes médicales, demandes d'examens, résultats biologiques, comptes rendus d'imagerie, traitements, consultations et décision finale.

Les tableaux de bord constituent une sortie pratique de ce cadre. Un tableau de bord en temps réel pour les urgences peut soutenir le suivi du flux de patients, des temps d'attente, de l'occupation des lits et d'autres indicateurs opérationnels (Frutos et al., 2025). Une revue systématique sur l'utilisation des tableaux de bord aux urgences suggère un effet possible sur la rapidité, la sécurité, l'efficience et les soins centrés sur le patient, même si la force et la généralisation des résultats dépendent de l'implémentation locale et de la qualité des données (Kusumawati et al., 2026).

Trois types de tableaux de bord sont particulièrement pertinents. Un tableau opérationnel peut suivre le volume de patients par intervalle horaire, les temps d'attente et les goulots d'étranglement. Un tableau de performance et d'audit peut générer les rapports de garde, identifier des discordances entre examens demandés et résultats, et suivre des indicateurs choisis par le service. Un tableau de recherche peut permettre aux utilisateurs autorisés de créer des cohortes rétrospectives à partir des données de routine, sous réserve du respect des exigences éthiques, juridiques et de protection des données.

La valeur managériale du cadre réside dans la transformation de la bureaucratie en actif informationnel. Au lieu de demander aux médecins et aux infirmiers de produire des données pour le management après les soins, le système réutilise les données créées pendant les soins. Les gestionnaires obtiennent une meilleure visibilité sur la charge de travail, l'usage des ressources et les blocages récurrents, tandis que le personnel médical est libéré du reporting répétitif. Le modèle relie ainsi numérisation et apprentissage organisationnel : le service devient plus capable de comprendre sa propre activité et de justifier ses besoins en ressources à partir de données structurées.

Le cadre reste volontairement limité à un seul hôpital et à un seul service des urgences. Cette limite n'est pas une faiblesse, mais une condition de faisabilité. L'interopérabilité nationale ou interhospitalière est importante comme objectif futur, mais elle exige une coordination juridique, technique et institutionnelle qui dépasse le champ du présent modèle. Une couche locale d'IA administrative peut être pilotée, évaluée, corrigée et étendue progressivement, sans attendre une infrastructure nationale entièrement intégrée.

Du point de vue managérial, le cadre doit également soutenir la redevabilité rétrospective. Lorsqu'un service demande du personnel supplémentaire, une capacité accrue d'imagerie ou la modernisation des postes de travail, la justification est souvent affaiblie par l'absence de données longitudinales fiables. Une couche informationnelle automatisée pourrait transformer l'activité quotidienne en preuve cumulative : nombre de présentations par tranche horaire, proportion de cas complexes, retards liés à l'absence de lits, goulots d'étranglement récurrents en imagerie et relation entre flux de patients et effectifs. Ces indicateurs ne remplacent pas le jugement managérial, mais offrent une base plus objective pour la planification.

Le cadre invite aussi à distinguer les indicateurs opérationnels des indicateurs de qualité. Les premiers décrivent ce qui se passe dans le service : volume, temps d'attente, durée de séjour, taux d'hospitalisation, nombre de consultations et recours à l'imagerie. Les seconds exigent un niveau d'interprétation plus élevé : concordance entre suspicion et résultat, délai des examens critiques, complétude de la documentation ou proportion de dossiers avec données administratives manquantes.

L'IA peut rendre ces indicateurs visibles, mais leur interprétation et les mesures correctives restent une responsabilité humaine. Un autre avantage du cadre local est sa compatibilité avec une implémentation progressive. Le service des urgences n'a pas besoin de numériser tous les processus simultanément. Un pilote peut commencer par un flux à forte valeur, comme le rapport de garde automatisé, puis s'étendre à la traçabilité de l'imagerie, à la documentation des traitements ou au traitement des documents externes. Cette progression réduit la résistance au changement et permet d'évaluer chaque étape : complétude des données extraites, taux d'erreur, temps économisé, acceptabilité par le personnel et utilité pour la décision managériale.

8. Scénarios pratiques : transformer les données cliniques en information managériale

L'utilité du modèle peut être illustrée par plusieurs scénarios pratiques. Ces scénarios sont conceptuels et ne constituent pas des résultats empiriques locaux. Leur rôle est de montrer comment des données déjà produites dans les soins d'urgence peuvent être transformées en informations utiles pour le reporting, l'audit et la recherche rétrospective.

Scénario 1 : reporting automatisé de l'activité de garde. Dans le modèle traditionnel, le rapport de garde est une tâche rétrospective et chronophage, fondée sur le comptage manuel, la mémoire ou des interrogations limitées de base de données. Une couche administrative d'IA pourrait agréger automatiquement le nombre de patients, la distribution par âge et sexe, le mode d'arrivée, les principales catégories de motifs, les examens demandés et les décisions finales. Un tel rapport ne remplace pas le jugement médical, mais réduit le travail administratif répétitif et améliore la cohérence du reporting (Ayyan et al., 2023 ; Frutos et al., 2025).

Scénario 2 : gestion de la suspicion de thromboembolie pulmonaire. La suspicion de thromboembolie pulmonaire illustre clairement la perte fonctionnelle des données. La suspicion clinique peut être écrite dans la demande d'imagerie, le résultat CT stocké dans un autre système et le diagnostic final apparaître ailleurs. Une couche administrative d'IA pourrait relier ces sources et calculer, par exemple, le taux de confirmation parmi les patients explorés par CT avec contraste. Cela fournirait un indicateur managérial d'usage de l'imagerie et de rendement diagnostique sans demander aux médecins de remplir des tableaux manuels (Valtchinov et al., 2019).

Scénario 3 : recherche rétrospective sur le syndrome céphalalgique. Les patients présentant une céphalée peuvent être enregistrés sous différents termes, abréviations ou formulations libres. Les approches NLP peuvent cartographier les motifs de recours en texte libre vers des catégories structurées, soutenant la constitution de cohortes rétrospectives (Lu et al., 2008 ; Tootooni et al., 2019). Une fois la cohorte identifiée, le système peut corréler les présentations avec les examens, traitements et issues si ces données sont disponibles sous une forme réutilisable. L'objectif n'est pas que l'IA évalue seule l'efficacité thérapeutique, mais qu'elle prépare un jeu de données plus propre pour l'audit ou la recherche.

Scénario 4 : traitement des documents médicaux externes. Les patients apportent souvent des lettres de sortie, résultats biologiques, ordonnances ou comptes rendus d'autres institutions. Ces documents peuvent contenir des informations critiques : allergies, anticoagulants, AVC antérieur, diagnostics chroniques ou anciennes valeurs biologiques. L'OCR et le NLP pourraient extraire les éléments pertinents et proposer leur intégration dans le dossier numérique, avec indication claire de la source et validation humaine avant intégration active. Cela réduirait la transcription manuelle et limiterait la perte d'informations importantes.

Scénario 5 : suivi longitudinal de l'hémoglobine. Chez un patient atteint d'anémie chronique, la valeur actuelle d'hémoglobine est plus signifiante lorsqu'elle est interprétée avec les valeurs antérieures. Un système fondé sur RAG pourrait récupérer les résultats d'hémoglobine précédents dans la base hospitalière et les organiser chronologiquement. La sortie pourrait être affichée sous forme de résumé administratif ou de graphique. Cela ne signifie pas que l'IA décide d'une transfusion ; cela signifie que le médecin reçoit plus rapidement une information longitudinale pertinente, la décision clinique restant entièrement humaine (Moser et al., 2025).

Ces scénarios démontrent le même principe : l'IA n'a pas besoin de diagnostiquer pour être utile. Sa valeur peut provenir de la récupération, de la structuration et de la corrélation d'informations déjà existantes mais difficiles à utiliser. En médecine d'urgence, où le temps est limité et la documentation fragmentée, cette fonction administrative peut avoir une valeur managériale importante sans transférer la responsabilité du personnel vers l'algorithme.

Scénario 6 : suivi de la complétude documentaire. Un problème managérial récurrent est que certains champs ou documents restent incomplets en raison de la surcharge ou parce que le flux de travail ne facilite pas leur complétion. Un système d'IA administrative pourrait identifier les éléments manquants ou incohérents dans les dossiers clôturés et produire des indicateurs agrégés, par exemple la proportion de dossiers sans décision finale, sans documentation de traitement ou sans horodatage. Le but ne serait pas de blâmer des professionnels, mais d'identifier des faiblesses structurelles dans les flux documentaires.

Scénario 7 : soutien à la gestion des ressources et des stocks. Si l'administration des médicaments et les procédures deviennent réutilisables numériquement, les mêmes données peuvent soutenir la gestion des stocks. Le système pourrait estimer les profils de consommation des médicaments, matériels ou dispositifs fréquemment utilisés et les comparer avec le volume de patients et le type de cas. L'usage reste administratif : l'IA ne décide pas du traitement, mais aide le service à comprendre quelles ressources sont consommées, quand surviennent les pics et où la planification est insuffisante.

Scénario 8 : traçabilité médico-légale. Les services d'urgence sont exposés au risque médico-légal précisément parce que les décisions sont prises rapidement et sous pression. La documentation fragmentée peut rendre difficile la reconstruction du parcours après coup. En reliant horodatages, demandes d'examens, résultats, consultations, traitements et décisions finales, une couche administrative d'IA peut améliorer la traçabilité du parcours. Cette fonction ne vise pas la surveillance du personnel, mais la capacité institutionnelle à reconstruire ce qui a été documenté, quand et à partir de quelle source.

9. Conditions d'implémentation, risques et limites

La mise en œuvre d'un système d'IA administrative dans un service des urgences est prometteuse, mais elle dépend de plusieurs conditions techniques, organisationnelles, éthiques et juridiques. L'IA ne peut pas compenser une infrastructure informationnelle fondamentalement faible. Si les ordinateurs sont insuffisants, lents, mal répartis ou déconnectés des flux essentiels, toute solution numérique risque de devenir une charge supplémentaire. La mise en œuvre doit donc commencer par une évaluation de l'infrastructure informatique, de la disponibilité des postes, de la stabilité du réseau, de l'ergonomie logicielle et de l'intégration entre systèmes existants.

Les interfaces doivent être conçues autour du flux réel des urgences. Un système demandant aux médecins ou infirmiers de compléter de nombreux nouveaux champs contredirait le principe d'absence de saisie humaine supplémentaire systématique. L'interface doit capter l'information à partir de la documentation habituelle, des champs existants, des documents numérisés et du texte libre. Lorsque la validation est nécessaire, elle doit être rapide, intuitive et limitée aux informations incertaines, critiques ou nouvellement intégrées à partir de sources externes.

Les technologies de traitement doivent être suffisamment mûres pour les tâches assignées. L'OCR peut mal lire un texte manuscrit, le NLP peut mal classer des formulations ambiguës et les modèles de langage peuvent produire des résumés incomplets ou incorrects. La qualité des sorties dépend de la qualité des entrées, de la structure des documents, de la terminologie locale, de la langue et de la robustesse des procédures de validation. L'extraction automatisée doit donc être associée à des traces d'audit, des indicateurs de confiance et la possibilité de revenir au document source.

La traçabilité est essentielle. Chaque élément d'information généré ou structuré par l'IA doit être relié à sa source : note originale, demande, résultat, document numérisé ou champ du dossier. Le système doit enregistrer le moment de l'extraction, la méthode utilisée et l'existence d'une validation

humaine. Sans traçabilité, le reporting automatisé peut reproduire ou amplifier les erreurs. L'objectif n'est pas de remplacer un reporting manuel incorrect par un reporting automatisé incorrect, mais de créer une voie de données plus fiable, transparente et auditable.

La conformité réglementaire constitue une autre condition. Les données de santé sont sensibles et leur traitement doit respecter le RGPD, les règles institutionnelles et les exigences européennes de gouvernance de l'IA. Le contrôle d'accès, le chiffrement, la journalisation, les permissions par rôle et le déploiement sécurisé doivent être envisagés dès la conception. L'AI Act et l'environnement réglementaire européen soulignent la gestion des risques, la supervision humaine et la qualité des données, éléments pertinents même lorsque l'IA est utilisée à des fins administratives (European Parliament and Council of the European Union, 2024).

L'acceptabilité organisationnelle est également importante. Le personnel peut craindre la surveillance, la perte d'autonomie professionnelle ou la création d'une nouvelle bureaucratie numérique. L'implémentation doit donc être accompagnée de formation, de communication transparente et d'implication du personnel dans la conception des flux. Le système doit être présenté et vécu comme un outil de soutien supprimant des tâches répétitives, non comme un mécanisme de blâme ou de surveillance individuelle.

Les principaux risques incluent la mauvaise interprétation de documents, l'attribution erronée à un patient, les données d'entrée incomplètes ou incohérentes, la propagation d'erreurs systématiques de documentation et les hallucinations dans les textes générés. Les architectures RAG peuvent réduire, mais non éliminer, ce risque. La supervision humaine, le lien avec les sources, les audits périodiques et des règles claires de responsabilité restent nécessaires. Tout modèle local doit aussi être testé dans le contexte linguistique et institutionnel dans lequel il sera utilisé.

Le modèle n'est donc faisable que sous des conditions réalistes. Il devrait commencer par un pilote limité à quelques sorties administratives de forte valeur, comme le rapport de garde ou un indicateur d'audit clairement défini. Après validation, le périmètre peut être élargi. Le critère principal de succès n'est pas la sophistication technologique, mais la capacité du système à réduire le travail administratif redondant tout en améliorant la qualité des données et en préservant la responsabilité clinique.

Une feuille de route réaliste devrait comporter au moins quatre étapes. La première est diagnostique : cartographier le flux documentaire existant, identifier où les données sont créées, où elles se perdent fonctionnellement et quels rapports sont aujourd'hui produits manuellement. La deuxième est technique : assurer l'infrastructure minimale, les droits d'accès, les connexions de données, la capacité de numérisation et le stockage sécurisé. La troisième est un pilote limité, idéalement centré sur une sortie unique comme le rapport de garde automatisé. La quatrième est l'évaluation et l'extension contrôlée, en fonction des performances mesurées et du retour du personnel.

L'évaluation ne doit pas reposer uniquement sur la précision technique. Un système peut extraire des variables avec une bonne performance et échouer s'il ralentit le flux ou si le personnel ne lui fait pas confiance. L'évaluation devrait donc inclure des indicateurs techniques, comme la précision, la complétude et la traçabilité ; des indicateurs opérationnels, comme le temps nécessaire à la production des rapports ; et des facteurs humains, comme l'utilité perçue, la facilité de validation et la crainte de surveillance. C'est particulièrement important en médecine d'urgence, où tout outil augmentant la charge cognitive sera rejeté malgré sa valeur théorique.

La gouvernance du système doit être explicite dès le départ. Le service doit savoir qui peut accéder au tableau de bord, qui peut valider les données extraites, qui peut corriger les erreurs, qui audite le système et comment les corrections sont documentées. Sans gouvernance claire, l'IA peut créer une nouvelle couche d'ambiguïté. Avec une gouvernance explicite, elle peut devenir une infrastructure administrative contrôlée, soutenant l'apprentissage institutionnel tout en préservant l'autonomie clinique.

Enfin, les limites du modèle doivent rester visibles. L'IA administrative ne résout pas à elle seule le manque de personnel, l'absence de lits, l'insuffisance de capacité d'imagerie ou le mauvais

état du matériel informatique. Elle peut seulement rendre ces problèmes plus visibles, mesurables et documentables. Sa valeur est donc indirecte mais importante : en améliorant la qualité des données et en réduisant la documentation redondante, elle permet au service de mieux se comprendre et de mieux argumenter en faveur du changement organisationnel.

10. Conclusions

L'analyse suggère que l'intelligence artificielle utilisée comme outil strictement administratif et managérial dans un service des urgences constitue une direction pragmatique pour améliorer la performance, réduire la bureaucratie et accroître la valeur des données cliniques déjà générées dans le processus de soins. Cette approche souligne clairement que l'IA n'est pas destinée à remplacer les médecins dans la décision médicale, le diagnostic ou le traitement. Son rôle est de prendre en charge des tâches administratives laborieuses, redondantes et chronophages. Les médecins et les infirmiers peuvent ainsi consacrer davantage d'attention aux soins, au raisonnement clinique et à la communication avec le patient.

Le modèle proposé repose sur le principe de saisie unique et d'utilisation multiple des données. Chaque information enregistrée dans le cours normal des soins devrait pouvoir être réutilisée pour le rapport de garde, l'audit clinique, la recherche rétrospective et le management stratégique sans demander au personnel de dupliquer la documentation. Ce principe peut transformer des données fragmentées en ressource institutionnelle structurée et réutilisable.

L'implémentation exige une infrastructure informatique adéquate, des interfaces intuitives, des outils OCR et NLP validés, un usage prudent des architectures RAG, des traces d'audit, une validation humaine et une gouvernance sécurisée des données. Les risques d'interprétation erronée, d'attribution incorrecte, de données incomplètes ou d'hallucinations doivent être gérés par une surveillance continue et des structures de responsabilité claires.

En médecine d'urgence, où le rythme est rapide et les ressources humaines limitées, l'usage immédiat le plus éthique et réaliste de l'IA n'est pas de faire le travail du médecin, mais de prendre en charge la bureaucratie qui l'empêche de pratiquer la médecine. C'est la contribution centrale du cadre proposé : définir l'IA comme un assistant administratif du service, et non comme un substitut au jugement professionnel.

Bibliographie

1. Abo El-Enen, M. A., Saad, S. S., & Nazmy, T. (2025). A survey on retrieval-augmentation generation (RAG) models for healthcare applications. *Neural Computing and Applications*, 37(33), 28191–28267. https://doi.org/10.1007/s00521-025-11666-9
2. Alami, H., Lehoux, P., Auclair, Y., de Guise, M., Gagnon, M. P., Shaw, J., Roy, D., Fleet, R., Ahmed, M. A. A., & Fortin, J. P. (2020). Artificial intelligence and health technology assessment: Anticipating a new level of complexity. *Journal of Medical Internet Research*, 22(7), e17707. https://doi.org/10.2196/17707
3. Ayyan, S. M., Anandhi, D., Ganessane, E., & Rahman, C. P. N. (2023). Enhancing performance metrics capture in emergency departments through a cost-effective documentation system. *Journal of Emergencies, Trauma, and Shock*, 16(4), 196–197. https://doi.org/10.4103/jets.jets_61_23
4. European Commission. (2025). European Health Data Space Regulation (EHDS). https://health.ec.europa.eu/ehealth-digital-health-and-care/european-health-data-space-regulation-ehds_en
5. European Parliament and Council of the European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act). Official Journal of the European Union.
6. Frutos, E. L., Iannicelli, A., Luna, D., Otero, C., Otero, P., Plazzotta, F., Martínez, B., Rodriguez, M. P., Pedretti, A. S., & Ratti, M. F. G. (2025). Implementation of a real-time dashboard for the emergency department. *Studies in Health Technology and Informatics*, 329, 184–188. https://doi.org/10.3233/SHTI250826

7. Gautam, M., Sinha, T. P., Bhoi, S., & Agrawal, D. (2025). Feasibility of automated image-based data capture for AI-based analytics of trauma ED workflow. *Indian Journal of Neurotrauma*. https://doi.org/10.1055/s-0045-1809970
8. Kusumawati, H. I., Saifudin, I. M., Achmad, B., Kristanti, M. S., Alim, S., Lusiantoro, L., & Utarini, A. (2026). The impact of dashboard utilization on quality of care in the emergency department: A systematic review. *Prehospital and Disaster Medicine*, 41. https://doi.org/10.1017/S1049023X26107961
9. Lee, S., Song, J. W., You, S. C., & Kim, J. H. (2025). Shifts in emergency physicians' attitudes toward large language model-based documentation: A pre- and post-implementation study. Scientific Reports, 15, 40643. https://doi.org/10.1038/s41598-025-24659-4
10. Lu, H. M., Zeng, D., Trujillo, L., Komatsu, K., Chen, H., & Hsu, C. E. (2008). Ontology-enhanced automatic chief complaint classification for syndromic surveillance. *Journal of Biomedical Informatics*, 41(2), 340–356. https://doi.org/10.1016/j.jbi.2007.08.009
11. Malik, A., & Solaiman, B. (2024). AI in hospital administration and management: Ethical and legal implications. In B. Solaiman (Ed.), *Research handbook on health, AI and the law* (pp. 21–40). Edward Elgar Publishing. https://doi.org/10.4337/9781802205657.00008
12. Ministerul Sănătății. (2024). Strategia Națională de Digitalizare în Sănătate 2026–2030 și documentele aferente consultării publice. https://www.ms.ro
13. Moser, D., Bender, M., & Sariyar, M. (2025). A pipeline for automating emergency medicine documentation using LLMs with retrieval-augmented text generation. *Applied Artificial Intelligence*, 39(1), 2519169. https://doi.org/10.1080/08839514.2025.2519169
14. Naik, N., Hameed, B. M. Z., Shetty, D. K., Swain, D., Shah, M., Paul, R., Aggarwal, K., Ibrahim, S., Patil, V., Smriti, K., Shetty, S., Prasad, B., Chłosta, P., & Somani, B. (2022). Legal and ethical consideration in artificial intelligence in healthcare: Who takes responsibility? *Frontiers in Surgery*, 9, 862322. https://doi.org/10.3389/fsurg.2022.862322
15. Neha, F., Bhati, D., & Shukla, D. K. (2025). Retrieval-augmented generation (RAG) in healthcare: A comprehensive review. *AI*, 6(9), 226. https://doi.org/10.3390/ai6090226
16. Patterson, B. W., Jacobsohn, G. C., Shah, M. N., Pulia, M. S., & Hoonakker, P. L. T. (2019). Development and validation of a pragmatic natural language processing approach to identifying falls in older adults in the emergency department. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 19, 138. https://doi.org/10.1186/s12911-019-0843-7
17. Smith, H. (2020). Clinical AI: Opacity, accountability, responsibility and liability. *AI & Society*, 36(2), 535–545. https://doi.org/10.1007/s00146-020-01019-6
18. Strafford, H., Fonferko-Shadrach, B., Pickrell, W. O., et al. (2024). Improving surveillance of emergency department activity through natural language processing. *International Journal of Population Data Science*, 9(5). https://doi.org/10.23889/ijpds.v9i5.1667
19. Tootooni, M. S., Pasupathy, K., Heaton, H., Clements, C. M., Sir, M. Y., & Herasevich, V. (2019). CCMapper: An adaptive NLP-based free-text chief complaint mapping algorithm. *Computers in Biology and Medicine*, 113, 103398. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2019.103398
20. Tsai, W. C., Liu, C. F., Lin, H. H., Hsu, C. H., Ma, Y. S., Chen, C. H., Chen, C. J., Huang, C. C., Chen, C. C., & Chen, C. C. (2022). Design and implementation of a comprehensive AI dashboard for real-time prediction of adverse prognosis of ED patients. *Healthcare*, 10(8), 1498. https://doi.org/10.3390/healthcare10081498
21. Valtchinov, V., Ip, I., Khorasani, R., et al. (2019). Information technology tools can automate imaging measures for emergency department patients with suspected pulmonary embolism. *Research Square*. https://doi.org/10.21203/rs.2.14724/v1
22. Wołk, K. (2025). Evaluating retrieval-augmented generation variants for clinical decision support: Hallucination mitigation and secure on-premises deployment. *Electronics*, 14(21), 4227. https://doi.org/10.3390/electronics14214227
23. World Health Organization. (2021). Ethics and governance of artificial intelligence for health. World Health Organization. https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200