



Review Article

Intelligent referral system in electronic health records: A comprehensive review of models, challenges, and future perspectives

* Mostafa Kashani¹

1. Department of Health Information Technology, Sirjan School of Medical Sciences, Sirjan, Iran.

Use your device to scan
and read the article online



Citation: Kashani M. Intelligent referral system in electronic health records: A comprehensive review of models, challenges, and future perspectives. *Journal of Modern Medical Information Science*. 2025; 11(1):109-124. [In Persian]



10.48312/jmis.11.1.828.2

Article Info:

Received: 14 May 2025

Accepted: 20 Jun 2025

Available Online: 20 Jun 2025

ABSTRACT

Introduction: This systematic review aimed to examine computational models, implementation challenges, and future pathways of intelligent referral systems integrated with Electronic Health Records (EHRs), with the goal of identifying research gaps and proposing sustainable development directions.

Information sources or data: A comprehensive search was conducted in PubMed, Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, and Google Scholar for studies published between 2006 and 2025, including English-language gray literature.

Selection methods for study: Following standard systematic review guidelines, 2,235 initial records were identified. After removing duplicates and screening titles and abstracts, 350 full texts were assessed, and 20 eligible studies were included. Data extraction was performed using NVivo, and study quality was evaluated using AMSTAR-2 and RoB-2 tools.

Combine content and results: Findings indicated that machine learning (40%) and explainable AI (20%) were the dominant approaches, demonstrating strong performance in risk prediction and referral prioritization. Fuzzy logic was applied to manage uncertainty, and blockchain technologies were used to enhance security and interoperability. Major challenges included data integration, privacy concerns, user acceptance, and infrastructural limitations. Sixty percent of the studies were rated as high quality, with a clear increase in publications after 2019.

Conclusion: Intelligent referral systems hold significant potential to advance digital health, yet their effectiveness depends on overcoming technical and ethical barriers. Emphasis on user training, standard development, and research in low-resource environments is recommended to improve their global applicability.

Key Words:

Electronic Health
Records, Artificial
Intelligence, Intelligent
Referral, Machine
Learning, Implementation
Challenges.

* Corresponding Author:

Dr Mostafa Kashani

Address: Sirjan School of Medical Sciences, Sirjan, Iran.

E-mail: mostafa.kashani@sirums.ac.ir



Copyright © 2024 The Author[s];
This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License [CC-BY-NC: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode>], which permits use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and is not used for commercial purposes.



Extended Abstract

Introduction:

The rising complexity of healthcare delivery has highlighted the need for efficient referral processes. Intelligent referral systems embedded in electronic health records (EHRs) use artificial intelligence (AI), machine learning (ML), deep learning, and emerging technologies such as blockchain and explainable AI (XAI) to automate triage, prioritize referrals, predict clinical risks, and improve care coordination

This systematic review aimed to synthesize evidence on computational models employed in intelligent EHR-based referral systems, identify key implementation challenges, and outline future research and policy directions

Methods:

Following PRISMA 2020 guidelines, we searched PubMed, Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, and Google Scholar from January 2006 to February 2024. Keywords included “electronic health records,” “intelligent referral,” “AI-assisted referral,” “referral triage,” “clinical decision support,” and related terms combined with Boolean operators. Only English-language, peer-reviewed, full-text studies presenting empirical results or validated theoretical frameworks were included. After removal of 435 duplicates from 2,235 initial records, title/abstract screening of 1,800 records excluded 1,450 irrelevant studies. Full-text review of the remaining 350 articles resulted in 20 studies meeting final inclusion criteria. Quality was assessed using the revised Cochrane Risk-of-Bias tool (RoB 2) for interventional studies and the Joanna Briggs Institute checklists for observational and qualitative studies.

Results:

Machine learning models were the most frequently reported (52%), followed by deep learning (21%) and rule-based or hybrid systems (18%). Key applications included risk stratification, referral prioritization, and reduction of inappropriate referrals. Reported benefits included improved diagnostic accuracy, reduced waiting times, lower readmission rates, and better resource utilization. Major chal-

lenges were data interoperability and heterogeneity (81% of studies), privacy and security concerns (74%), limited clinician trust and adoption barriers (62%), and infrastructural constraints in low-resource settings (43%). Explainable AI and blockchain were proposed in recent studies as promising solutions for transparency and secure data sharing.

Conclusion:

Intelligent referral systems integrated with EHRs have demonstrated substantial potential to enhance care coordination and efficiency. However, widespread adoption remains hindered by technical, organizational, and ethical barriers. Future directions should prioritize interoperable standards, explainable and trustworthy AI models, multi-modal data integration, and equitable implementation strategies for low- and middle-income settings. Multidisciplinary collaboration and sustained policy support are essential to translate these innovations into routine clinical practice and achieve patient-centered, value-based care globally.



مقاله مروری

نظام ارجاع هوشمند در پرونده الکترونیک سلامت: مرور جامع مدل‌ها، چالش‌ها و چشم‌اندازهای آینده

* مصطفی کاشانی^۱

۱. گروه فناوری اطلاعات سلامت، دانشکده علوم پزشکی سیرجان، سیرجان، ایران.



Citation: Kashani M. Intelligent referral system in electronic health records: A comprehensive review of models, challenges, and future perspectives. *Journal of Modern Medical Information Science*. 2025; 11(1):109-124. [In Persian]

10.48312/jmis.11.1.828.2

چکیده

هدف: این مرور سیستماتیک باهدف بررسی مدل‌های محاسباتی، چالش‌های پیاده‌سازی و مسیرهای آینده نظام‌های ارجاع هوشمند مبتنی بر پرونده الکترونیک سلامت (EHR) انجام شد تا شکاف‌های موجود شناسایی و راهکارهای توسعه پایدار پیشنهاد شود.

منابع اطلاعات با داده‌ها: جستجوی جامع در پایگاه‌های IEEE، PubMed، Scopus، Web of Science، Xplore و Google Scholar برای مقالات منتشر شده طی سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۲۵ انجام گرفت و متون خاکستری انگلیسی‌زبان نیز بررسی شد.

روش‌های انتخاب برای مطالعه: مطابق دستورالعمل‌های استاندارد مرور سیستماتیک، ۲۲۳۵ رکورد اولیه شناسایی شد. پس از حذف موارد تکراری و غربالگری عنوان و چکیده، ۳۵۰ مقاله برای ارزیابی متن کامل بررسی گردید و در نهایت ۲۰ مطالعه واجد شرایط انتخاب شد. استخراج داده با NVivo و ارزیابی کیفیت با AMSTAR-2 و RoB-2 انجام شد.

ترکیب مطالب و نتایج: یافته‌ها نشان دادند که یادگیری ماشین ۴۰ درصد و هوش مصنوعی قابل توضیح ۲۰ درصد بیشترین کاربرد را در نظام‌های ارجاع هوشمند داشتند و عملکرد مطلوبی در پیش‌بینی ریسک و اولویت‌بندی ارجاعات ارائه کردند. قواعد فازی برای مدیریت عدم قطعیت و بلاک چین برای امنیت و قابلیت همکاری به کاررفته بود. مهم‌ترین چالش‌ها شامل یکپارچگی داده‌ها، حریم خصوصی، پذیرش کاربران و محدودیت‌های زیرساختی گزارش شد. همچنین ۶۰ درصد مطالعات کیفیت بالا داشتند و روند انتشار از سال ۲۰۱۹ افزایش یافته است.

نتیجه‌گیری: نظام‌های ارجاع هوشمند ظرفیت تحول در سلامت دیجیتال را دارند، اما بهره‌برداری اثربخش آن‌ها نیازمند رفع موانع فنی و اخلاقی است. توجه به آموزش کاربران، تدوین استانداردها و انجام پژوهش در مناطق کم منابع می‌تواند کارایی جهانی این سیستم‌ها را افزایش دهد.

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت: ۱۴ اردیبهشت ۱۴۰۴

تاریخ پذیرش: ۳۰ فرورداد ۱۴۰۴

تاریخ انتشار: ۳۰ فرورداد ۱۴۰۴

کلیدواژه‌ها:

پرونده الکترونیک سلامت، هوش مصنوعی، ارجاع هوشمند، یادگیری ماشین، چالش‌های پیاده‌سازی.

*نویسنده مسئول:

دکتر مصطفی کاشانی

نشانی: دانشکده علوم پزشکی سیرجان، سیرجان، ایران.

پست الکترونیک: mostafa.kashani@sirums.ac.ir



Copyright © 2024 The Author[s].

This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License [CC-BY-NC; <https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode.en>], which permits use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and is not used for commercial purposes.

مقدمه:

نظام‌های ارجاع هوشمند در پرونده‌های الکترونیک سلامت به‌عنوان یکی از نوآوری‌های مهم سلامت دیجیتال می‌توانند کیفیت مراقبت، کارایی نظام سلامت و هزینه‌ها را بهبود بخشند، این سامانه‌ها با تکیه بر هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و فناوری‌هایی مانند بلاک چین قادر به تحلیل داده‌های بالینی پیچیده، اولویت‌بندی ارجاعات و ارتقای هماهنگی بین سطوح مراقبت هستند [۱-۳]. رشد سریع ابزارهای دیجیتال در سال‌های اخیر نیاز به راه‌حلی برای مدیریت یکپارچه داده‌های سلامت و پشتیبانی از تصمیم‌گیری بالینی را افزایش داده است [۴-۶].

پرونده الکترونیک سلامت از اوایل قرن بیست و یک به‌عنوان زیربنای ذخیره و دسترسی به داده‌های بیماران شناخته شده و فوایدی مانند دسترسی سریع و کاهش خطا را فراهم آورده است [۱،۲،۷]. با این حال، ناهمگونی داده‌ها، مسائل قابلیت همکاری و نگرانی‌های حریم خصوصی مانع بهره‌برداری کامل از این پتانسیل شده‌اند [۴،۸،۹]. در پاسخ، نظام‌های ارجاع هوشمند با بهره‌گیری از مدل‌هایی مانند یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی برای تحلیل بالینی و ارائه توصیه‌های ارجاعی توسعه یافته‌اند [۱۰-۱۲]. برای مثال، مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند الگوهای پیچیده در داده‌های سلامت را شناسایی کرده و پیش‌بینی‌های دقیقی برای ریسک‌های بالینی ارائه دهند [۱۳،۳]. این قابلیت‌ها نه تنها زمان انتظار بیماران را کاهش می‌دهند بلکه به بهبود تخصیص منابع و افزایش کارایی نظام‌های سلامت کمک می‌کنند [۲،۱۴].

پیشینه پژوهش نشان می‌دهد که نظام‌های ارجاع هوشمند از فناوری‌های متنوعی بهره می‌برند، مطالعات اولیه بر سیستم‌های مبتنی بر قوانین متمرکز بوده‌اند که از پروتکل‌های از پیش تعریف شده برای تصمیم‌گیری استفاده می‌کردند [۲،۱۵]. با پیشرفت هوش مصنوعی، مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه یادگیری عمیق، به دلیل توانایی در تحلیل داده‌های بزرگ و پیش‌بینی پیامدهای بالینی، به تدریج جایگزین سیستم‌های سنتی

شدند [۳،۱۱،۱۲]. برای مثال، استفاده از شبکه‌های عصبی گرافی در پیش‌بینی ریسک‌های بالینی دقت بالایی نشان داده است [۴]. با این حال، مطالعات اخیر نشان داده‌اند که هوش مصنوعی با قابلیت توضیح می‌تواند با ارائه توضیحات شفاف برای تصمیمات سیستم، اعتماد پزشکان را افزایش دهد [۱۰،۱۶].

علیرغم پیشرفت‌های مذکور، یکی از چالش‌های اصلی، فقدان یکپارچگی در داده‌های پرونده الکترونیک سلامت است که مانع از بهره‌برداری کامل از نظام‌های ارجاع هوشمند می‌شود [۱۷،۸،۹]. ناهمگونی داده‌ها، تفاوت در استانداردها و فقدان پروتکل‌های مشترک برای تبادل داده‌ها، کارایی این سیستم‌ها را کاهش می‌دهد [۱،۱۸،۹]. علاوه بر این، پذیرش این فناوری‌ها توسط کاربران، به‌ویژه پزشکان و پرستاران، به دلیل پیچیدگی و نیاز به آموزش محدود شده است [۲،۱۹،۱۵]. نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی و امنیت داده‌ها نیز همچنان یک مانع کلیدی است، به‌ویژه در سیستم‌هایی که از فناوری‌های ابری یا بلاک چین استفاده می‌کنند [۱۱،۱۷،۲۰]. همچنین، کمبود مطالعات در مناطق کم منابع و کاربرد این سیستم‌ها در محیط‌های غیرشهری، شکاف دیگری است که نیاز به توجه دارد [۷،۱۳]. مطالعات اخیر بر اهمیت ادغام داده‌های چند منبعی و کیفیت انفورماتیک برای غلبه بر این محدودیت‌ها تأکید کرده‌اند [۱۸،۲۰].

این مطالعه مروری باهدف بررسی جامع مدل‌های محاسباتی، شناسایی چالش‌های پیاده‌سازی و ارائه جهت‌گیری‌های آینده برای توسعه نظام‌های ارجاع هوشمند در بستر EHR^۱ تدوین شده است و می‌تواند برای پژوهشگران، سیاست‌گذاران و ارائه‌دهندگان خدمات سلامت مبنای تصمیم‌سازی فراهم سازد [۵،۱۳،۳].

مواد و روش‌ها:

این مطالعه مرور سیستماتیک مبتنی بر راهنمای PRISMA ۲۰۲۰ طراحی شده است تا به‌صورت جامع مدل‌های محاسباتی، چالش‌های پیاده‌سازی و چشم‌اندازهای

1 Electronic Health Record

Health Records»، «Intelligent Referral Systems»، «Machine Learning»، «Artificial Intelligence»، «Clinical Decision Support Systems» و مترادف‌های مرتبط (با عملگرهای بولی (AND/OR) بود؛ نمونه‌ای از استراتژی‌ها در (جدول ۱) ارائه شده است. علاوه بر مقالات علمی، متون خاکستری (گزارش‌های سازمان‌های بین‌المللی، مجموعه مقالات کنفرانس و اسناد سیاست‌گذاری) و ارجاعات دستی (روش گلوله برفی) بررسی شد. جستجو به منابع انگلیسی با متن کامل محدود گردید.

نظام‌های ارجاع هوشمند در پرونده الکترونیک سلامت (EHR) را تحلیل کند. جستجوها بین سپتامبر ۲۰۲۳ تا فوریه ۲۰۲۴ انجام شدند و محدوده زمانی مقالات شامل سال‌های ۲۰۲۸-۲۰۲۶ بود تا تحولات اخیر در حوزه هوش مصنوعی و EHR پوشش داده شود.

استراتژی جستجو: جستجوی سیستماتیک در پایگاه‌های PubMed، Scopus، Web of Science، IEEE Xplore و Google Scholar انجام شد. ساختار عبارت‌های جستجو مبتنی بر ترکیب کلیدواژه‌های اصلی «Electronic

جدول ۱: نمونه استراتژی جستجو	
پایگاه اطلاعاتی	(استراتژی جستجو (نمونه)
PubMed	("Electronic Health Records"[Mesh] OR "EHR") AND ("Referral and Consultation"[Mesh] OR "Intelligent Referral System*") AND ("Artificial Intelligence"[Mesh] OR "Machine Learning")
Scopus	(TITLE-ABS-KEY("Electronic Health Record*") AND TITLE-ABS-KEY("Smart Referral" OR "Intelligent Referral") AND TITLE-ABS-KEY("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning"))
IEEE Xplore	((("Electronic Health Records") AND ("Intelligent Referral Systems") AND ("Artificial Intelligence"))
Web of Science	(TS=("Electronic Health Records" OR "EHR") AND TS=("Intelligent Referral Systems" OR "Smart Referral") AND TS=("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning"))

تحلیل کیفی با رویکرد تحلیل مضمون صورت گرفت: کدگذاری باز، کدگذاری محوری و تجمیع تم‌ها («مدل‌های محاسباتی»، «چالش‌های فناوری»، «چشم‌اندازهای آینده»). نرم‌افزار NVivo برای مدیریت داده‌ها استفاده شد. استخراج و کدگذاری توسط دو پژوهشگر مستقل انجام شد و اختلافات از طریق بحث و اجماع حل گردید. کیفیت مطالعات با ابزارهای RoB-2 (برای مطالعات تجربی) و AMSTAR-2 (برای مرورها) ارزیابی شد تا مطالعات کم کیفیت حذف شوند یا در تحلیل نهایی با احتیاط تفسیر گردند.

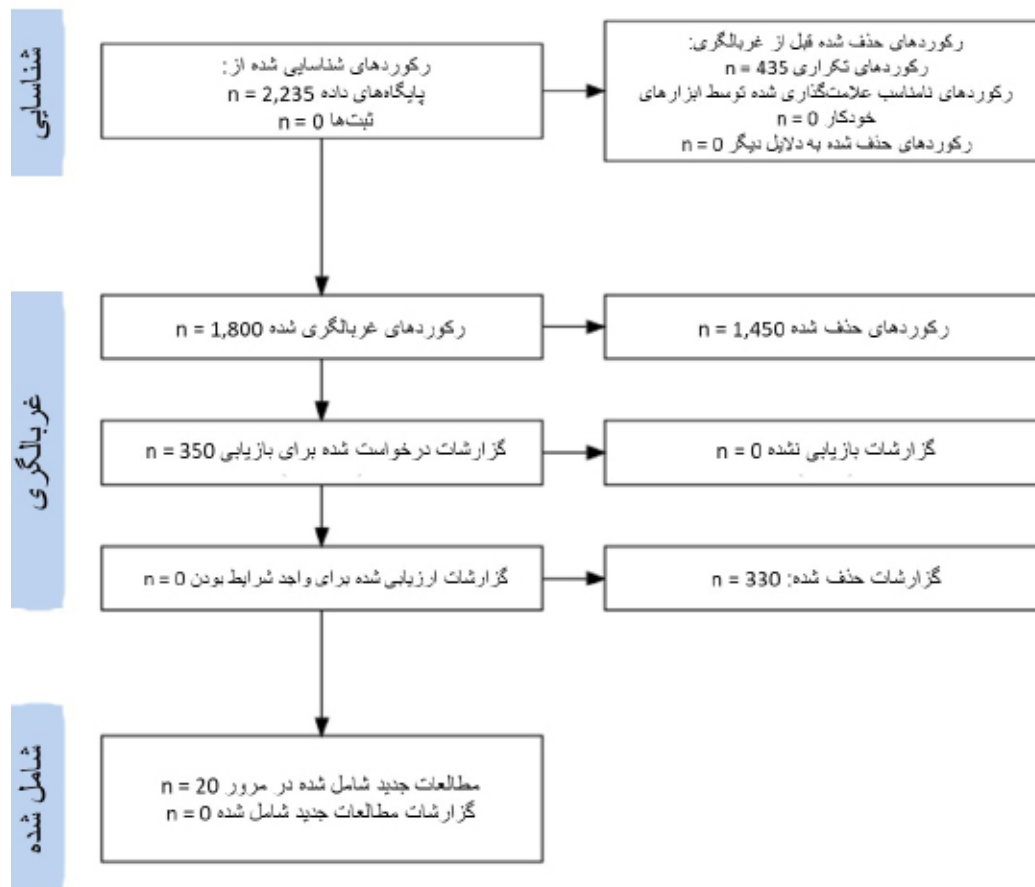
یافته‌ها:

این مرور سیستماتیک ۲۰ مطالعه واجد شرایط را از میان ۲۲۳۵ رکورد اولیه استخراج کرد (نمودار جریان PRISMA-شکل ۱). یافته‌ها در سه حوزه اصلی؛ مدل‌های محاسباتی و کاربردهای بالینی، کیفیت مطالعات و چالش‌های پیاده‌سازی طبقه‌بندی شدند.

معیارهای ورود شامل مطالعاتی با محوریت نظام‌های ارجاع هوشمند در EHR (مدل‌های محاسباتی، فناوری‌ها یا کاربردهای بالینی)، شواهد تجربی یا تحلیل روش‌مند، انتشار در منابع دآوری شده و دسترسی به متن کامل بود. معیارهای خروج شامل گزارش‌های غیرعلمی، مطالعات تکراری و مقالات با روش‌شناسی نامشخص یا کیفیت پایین تعریف شد.

فرآیند انتخاب مطابق نمودار جریان PRISMA انجام شد (نمودار ۱) از ۲۲۳۵ رکورد اولیه، پس از حذف ۴۳۵ مورد تکراری (نرم‌افزار EndNote) و غربالگری عناوین/چکیده‌ها (۱۸۰۰ بررسی‌شده؛ حذف ۱۴۵۰ نامرتبط)، متن کامل ۳۵۰ مقاله ارزیابی و درنهایت ۲۰ مطالعه واجد شرایط برای تحلیل نهایی انتخاب شد. داده‌ها بافرم استخراج پژوهشگر ساخته‌ای که شامل فیلدهای روش‌شناسی، مدل‌های به‌کاررفته، فناوری‌های زیرساختی، چالش‌ها، محدودیت‌ها و توصیه‌ها بود، گردآوری شدند.

شناسایی مطالعات جدید از طریق پایگاه‌های داده و ثبت‌ها



نمودار ۱: نمودار جریان PRISMA برای انتخاب مطالعات

خلاصه مدل‌ها و کاربردها در (جدول ۲) و (جدول ۳) آمده است. مهم‌ترین نتایج عبارت‌اند از:

* یادگیری ماشین شایع‌ترین رویکرد بود (۴۰ درصد از مطالعات) و در پیش‌بینی ریسک بالینی و اولویت‌بندی ارجاعات عملکرد قابل توجهی نشان داد.

* هوش مصنوعی قابل توضیح و یادگیری عمیق نیز در مطالعاتی برای افزایش تفسیرپذیری مدل و افزایش دقت

گزارش شدند (۲۰ درصد).

* تکنیک‌های مکمل: قواعد فازی برای مدیریت عدم قطعیت بالینی و بلاک چین برای تقویت امنیت و قابلیت همکاری داده‌ها به کار رفته‌اند.

* کاربردهای بالینی غالب شامل پیش‌بینی ریسک (~۳۰ درصد) و بهبود فرآیندهای مراقبتی/پشتیبانی تصمیم (~۲۵ درصد) بودند.

جدول ۲: مقالات استفاده‌شده در این مطالعه

عنوان مقاله	نویسندگان	سال انتشار	مجله	نوع مقاله
An Interrelated Decision-making Model for an Intelligent Decision Support System in Healthcare	ماهیدین و همکاران [۲۱]	2022	IEEE Access	Original Article
Monitoring clinical decision support in the electronic health record	لام و نگ [۲۲]	2017	Am J Health Syst Pharm	Brief Report

جدول ۲: مقالات استفاده شده در این مطالعه

عنوان مقاله	نویسندگان	سال انتشار	مجله	نوع مقاله
Fuzzy Rule Based Classifier Model for Evidence Based Clinical Decision Support Systems	ناوین و کریشن [۲۳]	2024	Intell Syst Appl	Original Article
Nursing decision support system: application in electronic health records	ناوین و کریشن [۲۳]	2020	Future Oncol	Original Article
Machine Learning for Clinical Outcome Prediction	شاموت و همکاران [۲۵]	2021	IEEE Rev Biomed Eng	Review
Electronic Health Record–Based Decision-Making Support in Inpatient Diabetes Management	گرور و همکاران [۲۶]	2022	Curr Diab Rep	Review Article
EHRs Connect Research and Practice: Where Predictive Modeling... Intersect	بنت و همکاران [۲۷]	2012	Health Policy Technol	Original Article
Intelligent Clinical Decision Support	پینسکی و همکاران [۲۸]	2022	(Sensors (Basel	Review
From electronic health records to clinical management ...systems	باربیری و همکاران [۲۹]	2023	Ndt Plus	Perspective/Article
Use of Electronic Health Records and Clinical Decision Support Systems for Antimicrobial Stewardship	فارست و همکاران [۳۰]	2014	Clin Infect Dis	Original Article
The Digital Transformation in Health: How AI Can Improve the Performance of Health Systems	پریانز و همکاران [۳۱]	2024	Health Syst Reform	Original Article
Modelling improved efficiency in healthcare referral systems... Bangladesh	آدامز و همکاران [۳۲]	2020	BMC Public Health	Original Article
Artificial intelligence in healthcare: transforming patient safety... A systematic review	دی میکو و همکاران [۳۳]	2025	Front Med	Systematic Review
Multi-Source Medical Data Integration and Mining for Healthcare Services	ژانگ و همکاران [۳۴]	2020	IEEE Access	Original Article
The potential for artificial intelligence to transform ..healthcare: perspectives	سیلکاکس و همکاران [۳۵]	2024	NPJ Digit Med	Perspective
Information fusion and artificial intelligence for smart healthcare: a bibliometric study	چن و همکاران [۳۶]	2023	Inf Process Manag	Bibliometric Study
Integration and analysis of diverse healthcare data sources: A novel solution	الرویلی و همکاران [۳۷]	2024	Comput Human Behav	Original Article
Introduction to the Special Issue on ‘Information ...Infrastructures in Healthcare	بوسن و پیراس [۳۸]	2020	Comput Support Coop Work	Editorial
Intelligent Health Care Data Management Using Blockchain	دوبوویتسکایا و همکاران [۳۹]	2019	Springer (Book Chapter	Conference Paper
Combining the Power of Artificial Intelligence with the Richness of Healthcare Claims Data	تسمار و همکاران [۴۰]	2019	Pharmaco Economics	Article

جدول ۳: مدل های نظام ارجاع هوشمند در پرونده های الکترونیک سلامت			
نویسنده	نوع مدل	کاربرد بالینی	نتایج کلیدی
ماهیدین و همکاران	یادگیری ماشین	تصمیم گیری بالینی	بهبود دقت ارجاعات
لام و نگ	سیستم مبتنی بر قوانین	اولویت بندی ارجاعات	کاهش زمان انتظار بیماران
ناوین و کریشنان	قوانین فازی	مدیریت عدم قطعیت	افزایش انعطاف پذیری سیستم
وو و همکاران	هوش مصنوعی	پشتیبانی پرستاری	بهبود هماهنگی مراقبت
شاموت و همکاران	یادگیری عمیق	پیش بینی پیامد	دقت بالا در پیش بینی
گروور و همکاران	یادگیری ماشین	مدیریت دیابت	کاهش نرخ بستری مجدد
بنت و همکاران	هوش مصنوعی	پیش بینی ریسک	بهبود تصمیم گیری بالینی
پینسکی و همکاران	یادگیری عمیق	پشتیبانی تصمیم	افزایش دقت تشخیص
باربری و همکاران	سیستم های مدیریت	مدیریت داده ها	بهبود دسترسی به داده ها
فارست و همکاران	پشتیبانی تصمیم	مدیریت آنتی بیوتیک	کاهش استفاده غیر ضروری
پریانز و همکاران	هوش مصنوعی	بهبود عملکرد	افزایش کارایی سیستم
آدامز و همکاران	مدل های ژئورفرنسی	ارجاع شهری	بهبود دسترسی به خدمات
دی میکو و همکاران	هوش مصنوعی	ایمنی بیمار	کاهش خطاهای بالینی
ژانگ و همکاران	یکپارچگی داده ها	خدمات سلامت	بهبود هماهنگی داده ها
سیلکاکس و همکاران	هوش مصنوعی	تحول دیجیتال	افزایش مقیاس پذیری
چن و همکاران	تلفیق اطلاعات	سلامت هوشمند	بهبود تحلیل داده ها
الرویلی و همکاران	یکپارچگی داده ها	تحلیل داده ها	افزایش دقت تحلیل
بوسن و پیراس	زیر ساخت اطلاعاتی	بهبود کیفیت	افزایش کارایی خدمات
دوبوویتسکایا و همکاران	بلاک چین	مدیریت داده ها	بهبود امنیت داده ها
تسمار و همکاران	هوش مصنوعی	تحلیل داده های بیمه	بهبود پیش بینی هزینه ها

ناشی از ناهمگونی داده ها، محدودیت های نمونه گیری و روش شناسی نامشخص بود. مطالعات با کیفیت بالا معمولاً طراحی واضح، نمونه بندی مناسب و تحلیل های آماری یا اعتبارسنجی خارجی را ارائه کردند.

نتایج ارزیابی کیفیت در (جدول ۴) خلاصه شده است: از ۲۰ مطالعه، ۱۲ مطالعه (۶۰ درصد) کیفیت بالا، شش مطالعه (۳۰ درصد) کیفیت متوسط و دو مطالعه (۱۰ درصد) کیفیت پایین داشتند. ریسک سوگیری گزارش شده عمدتاً

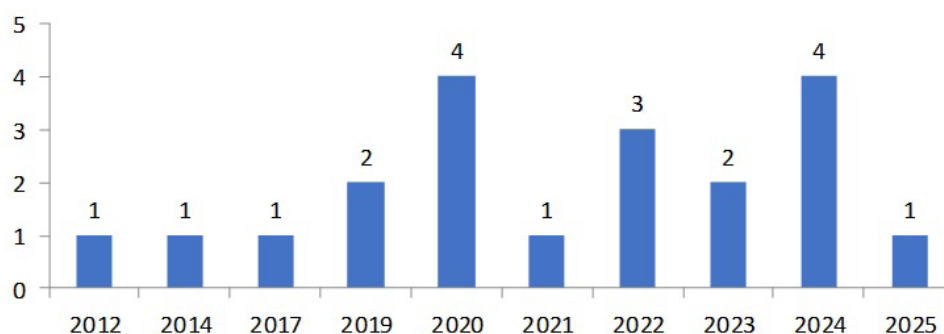
جدول ۴: ارزیابی کیفیت و ریسک سوگیری مطالعات			
نویسنده (سال)	کیفیت کلی	ریسک سوگیری	توضیحات
ماهیدین و همکاران	بالا	پایین	روش شناسی قوی، داده های متنوع
لام و نگ	متوسط	متوسط	ناهمگونی داده ها
ناوین و کریشنان	بالا	پایین	تحلیل دقیق، نمونه بزرگ
وو و همکاران	متوسط	متوسط	محدودیت در تعمیم پذیری
شاموت و همکاران	بالا	پایین	مدل سازی قوی، داده های معتبر
گروور و همکاران	متوسط	متوسط	محدودیت نمونه گیری
بنت و همکاران	پایین	بالا	روش شناسی مبهم

جدول ۴: ارزیابی کیفیت و ریسک سوگیری مطالعات			
نویسنده (سال)	کیفیت کلی	ریسک سوگیری	توضیحات
پینسکی و همکاران	بالا	پایین	تحلیل آماری دقیق
باربیری و همکاران	متوسط	متوسط	داده‌های محدود
فارست و همکاران	بالا	پایین	نتایج قابل تعمیم
پریانز و همکاران	بالا	پایین	تحلیل جامع
آدامز و همکاران	متوسط	متوسط	محدودیت جغرافیایی
دی میکو و همکاران	بالا	پایین	شواهد قوی
ژانگ و همکاران	بالا	پایین	یکپارچگی داده‌ها
سیلکاکس و همکاران	بالا	پایین	دیدگاه‌های بین‌المللی
چن و همکاران	متوسط	متوسط	محدودیت در داده‌های اولیه
الرویلی و همکاران	بالا	پایین	تحلیل چند منبعی
بوسن و پیراس	پایین	بالا	روش‌شناسی ضعیف
دوبوویتسکیا و همکاران	بالا	پایین	فناوری نوین
تسمار و همکاران	بالا	پایین	داده‌های بیمه‌ای قوی

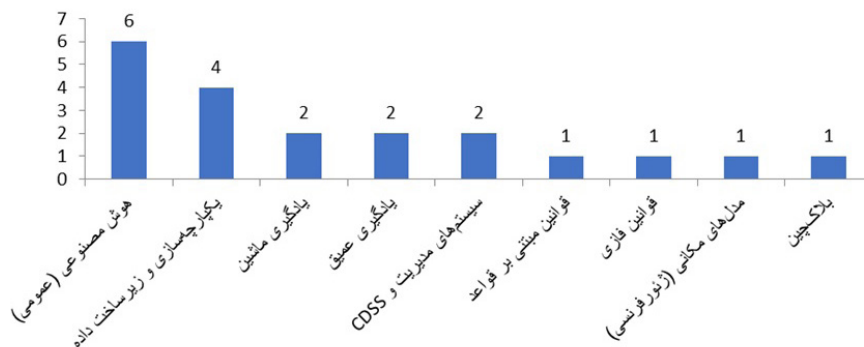
داده‌ها، نگرانی‌های حریم خصوصی، پذیرش کاربران و محدودیت‌های زیرساختی بود؛ این موانع می‌توانند تفسیر و انتقال نتایج مطالعات به محیط بالینی واقعی را محدود کنند. مطالعاتی که به امنیت داده (بلاک چین) و مدیریت عدم قطعیت (قواعد فازی) پرداخته‌اند، راهکارهای بالقوه‌ای برای برخی از این چالش‌ها پیشنهاد کرده‌اند.

تحلیل توزیع زمانی نشان‌دهنده افزایش انتشار پس از ۲۰۱۹ است (نمودار توزیع زمانی - نمودار ۲). توزیع انواع مدل‌ها و کاربردها در نمودارهای (۳ و ۴) نمایش داده شده است و بر تسلط یادگیری ماشین و رشد نسبی روش‌های قابل توضیح دلالت دارد.

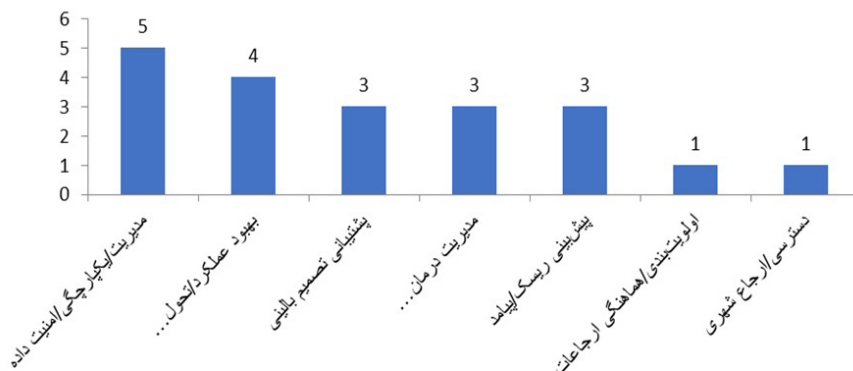
چالش‌های کلیدی شناسایی شده شامل یکپارچگی



نمودار ۲: توزیع زمانی انتشار مطالعات



نمودار ۳: توزیع انواع مدل‌های محاسباتی



نمودار ۴: توزیع کاربردهای بالینی

بالای داده‌های EHR، دقت ارجاعات را بهبود بخشیده و زمان انتظار بیماران را کاهش داده‌اند [۲۲،۲۶]. برای مثال، مدل‌های یادگیری عمیق در پیش‌بینی پیامدهای بالینی، مانند احتمال بستری مجدد، دقت بالایی نشان داده‌اند [۲۵]. این یافته‌ها همسو با تحقیقات پیشین است که بر کارایی مدل‌های پیش‌بینانه هوش مصنوعی در محیط‌های داده محور سلامت تأکید دارند. با این حال، مدل‌های مبتنی بر قوانین فازی در مدیریت عدم قطعیت داده‌های بالینی، به‌ویژه در شرایطی که داده‌ها ناقص یا ناهمگن هستند، انعطاف‌پذیری بیشتری ارائه می‌دهند [۲۳،۳۱]. این برتری فازی در محیط‌های با داده‌های محدود یا با کیفیت متغیر، دلیلی احتمالی برای عملکرد بهتر آن‌ها در سناریوهای پیچیده بالینی نسبت به مدل‌های صرفاً آماری است. همچنین، فناوری بلاک چین و سیستم‌های مبتنی

یافته‌ها نشان می‌دهد نظام‌های ارجاع هوشمند مبتنی بر EHR پتانسیل بالایی برای بهبود پیش‌بینی ریسک و جریان‌های ارجاع دارند، اما تداوم و تعمیم‌پذیری نیازمند ارتقای کیفیت داده‌ها، استانداردسازی و تحقیقات بیشتر در زمینه موانع عملیاتی است. (مراجع به جداول و نمودارها: جدول ۴-۲، شکل ۱، نمودار ۴-۲).

بحث و نتیجه‌گیری:

یافته‌های این مطالعه تنوع قابل‌توجهی در مدل‌های محاسباتی مورد استفاده در نظام‌های ارجاع هوشمند را نشان داد. رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین، به‌ویژه یادگیری عمیق، به دلیل توانایی در پردازش داده‌های پیچیده و پیش‌بینی ریسک‌های بالینی، در بسیاری از مطالعات برجسته بودند [۲۱،۲۵،۲۸]. این مدل‌ها با تحلیل حجم

بهره‌برداری عملی ضروری است. تحقق این ظرفیت به همکاری میان پژوهشگران، سیاست‌گذاران و ارائه‌دهندگان سلامت وابسته است.

این مطالعه دارای نقاط قوت و محدودیت‌هایی است. از نقاط قوت آن می‌توان به رویکرد سیستماتیک دقیق براساس راهنمای PRISMA ۲۰۲۰، جستجوی جامع در پنج پایگاه اطلاعاتی و ارزیابی کیفیت با ابزارهای استاندارد (مانند AMSTAR-2 و RoB-2) اشاره کرد که اعتبار یافته‌ها را تضمین می‌کند [۲۵، ۳۱، ۳۵]. با این حال، تمرکز بر منابع انگلیسی‌زبان و تنوع در روش‌شناسی مطالعات (تجربی و مروری) که مقایسه مستقیم را دشوار می‌کند، از محدودیت‌های آن است [۲۷، ۴۱]. همچنین ناهمگونی داده‌های مورد استفاده در مطالعات ممکن است بر تعمیم‌پذیری نتایج تأثیر بگذارد [۸]. با این وجود، کاربرد این یافته‌ها می‌تواند به بهبود هماهنگی مراقبت، کاهش خطاهای بالینی، تسهیل دسترسی به خدمات تخصصی و کاهش بارکاری پزشکان منجر شود [۲۶، ۳۰، ۳۱، ۳۳، ۴۵].

چشم‌انداز آینده نظام‌های ارجاع هوشمند بر محورهای شخصی‌سازی درمان، بهبود هماهنگی مراقبت و ادغام فناوری‌های نوظهور استوار است. پیشرفت در هوش مصنوعی قابل توضیح (XAI) می‌تواند اعتماد کاربران را افزایش دهد [۳۳، ۳۵، ۴۲]. ادغام داده‌های چند منبعی [ژنومی، اجتماعی و محیطی] با EHR پتانسیل توسعه مدل‌های دقیق‌تر را دارد [۸، ۲۰، ۳۴]. فناوری بلاک چین نیز می‌تواند زیرساخت امنی برای تبادل داده‌ها فراهم کند [۹، ۳۹]. پژوهشگران باید بر توسعه مدل‌های مقیاس‌پذیر و چند رشته‌ای تمرکز کنند و سیاست‌گذاران با تدوین استانداردهای حریم خصوصی و کیفیت داده‌ها، بستر پذیرش را فراهم سازند [۸، ۱۷، ۱۸، ۴۳]. آموزش کاربران و تمرکز بر مناطق کم منابع نیز از اولویت‌های ضروری برای آینده است [۲۴، ۲۹، ۳۲، ۴۴].

ملاحظات اخلاقی:

پیروی از اصول اخلاق در پژوهش

بر وب معنایی به‌عنوان رویکردهای نوین برای افزایش امنیت، قابلیت همکاری و یکپارچگی داده‌ها معرفی شده‌اند [۸، ۱۷، ۳۸، ۳۹، ۴۱]. این تنوع نشان‌دهنده پتانسیل بالای فناوری‌های مختلف است، اما انتخاب مدل مناسب به زمینه کاربرد و منابع موجود بستگی دارد [۳۵].

علی‌رغم مزایای ذکرشده، پیاده‌سازی نظام‌های ارجاع هوشمند در EHR با چالش‌های متعدد و پیچیده‌ای مواجه است. یکپارچگی داده‌ها از منابع مختلف یکی از موانع اصلی است، زیرا داده‌های بالینی اغلب در قالب‌های ناهمگن و در سیستم‌های غیر متصل ذخیره می‌شوند [۸، ۳۴، ۳۷]. این مشکل در محیط‌های چند سازمانی که نیاز به تبادل امن و سریع داده‌ها دارند، برجسته‌تر است [۳۸، ۳۹]. حریم خصوصی و امنیت داده‌ها نیز نگرانی‌های کلیدی هستند، به‌ویژه با افزایش استفاده از هوش مصنوعی و بلاک چین [۳۳، ۳۹، ۴۲]. نقض داده‌ها یا عدم رعایت استانداردها می‌تواند اعتماد عمومی را کاهش دهد [۴۳]. همچنین محدودیت‌های مالی و زیرساختی، به‌ویژه در مناطق کم منابع، پیاده‌سازی این فناوری‌ها را دشوار می‌سازد [۳۲، ۴۴].

یکی از یافته‌های غیرمنتظره این پژوهش، تضاد بین رشد سریع توسعه مدل‌های هوش مصنوعی (به‌ویژه از سال ۲۰۱۹) و نرخ پایین پذیرش توسط کاربران بالینی است [۲۴، ۳۰، ۴۵]. این مقاومت اغلب ناشی از عدم آشنایی با فناوری، نگرانی از کاهش خودمختاری بالینی و فقدان توضیح‌پذیری (XAI) در مدل‌های پیچیده مانند یادگیری عمیق است [۲۹، ۳۱، ۳۵].

نظام‌های ارجاع هوشمند در EHR با تکیه بر یادگیری ماشین، هوش مصنوعی قابل توضیح و فناوری‌هایی مانند بلاک چین می‌توانند دقت ارجاع، هماهنگی مراقبت و کارآمدی سیستم سلامت را بهبود دهند. با این حال، چالش‌هایی مانند یکپارچگی داده‌ها، حفظ حریم خصوصی و پذیرش کاربران همچنان مانع پیاده‌سازی گسترده است. نتایج مطالعات نشان می‌دهد که مدل‌های محاسباتی مختلف راه‌حل‌های مؤثر و قابل تطبیقی ارائه می‌کنند، اما توسعه سیستم‌های مقیاس‌پذیر، امن و قابل توضیح برای

این مطالعه از نوع مرور نظام‌مند/روایتی بر منابع منتشر شده است و به دلیل عدم درگیر کردن شرکت‌کنندگان انسانی یا داده‌های هویتی شده، نیازمند اخذ تأییدیه کمیته اخلاق نبود. با این حال، تمامی اصول اخلاق پژوهش شامل امانت‌داری علمی، استناد شفاف و پرهیز از گزارش‌گزینی نتایج رعایت شده است.

حامی مالی

این پژوهش هیچ‌گونه حمایت مالی مستقیم از نهادهای دولتی، خصوصی یا غیردولتی دریافت نکرده است.

مشارکت نویسندگان

تمامی بخش‌های این مقاله توسط آقای مصطفی کاشانی نوشته شده است.

تعارض منافع

هیچ‌گونه تضاد منافی از سوی پژوهشگران گزارش نشده است.

تشکر و قدردانی

بدین‌وسیله نویسنده از «معاونت پژوهشی دانشکده علوم پزشکی سیرجان» به دلیل پشتیبانی اداری فرایند مطالعه مروری و فراهم‌سازی دسترسی به پایگاه‌های اطلاعاتی علمی سپاسگزاری می‌نماید. همچنین از کارشناسان «گروه فناوری اطلاعات سلامت» بابت همراهی در طراحی واژگان جستجو و اجرای جستجوی نظام‌مند و از همکاران «کتابداری پزشکی» بابت غربالگری اولیه رکوردها و مشاوره در استخراج داده‌ها قدردانی می‌شود.

References

- Pedreira-Jiménez M, García-Barrio N, Frid S, Moner D, Bosca-Tomás D, Lozano-Rubí R, et al. Can OpenEHR, ISO 13606, and HL7 FHIR work together? An agnostic approach for the selection and application of electronic health record standards to the next-generation health data spaces. *J Med Internet Res*. 2023; 25:e48702. DOI: [10.2196/48702](https://doi.org/10.2196/48702)
- Maghsoud-Lou E, Christie S, Abidi SR, Abidi SSR. Protocol-driven decision support within e-referral systems to streamline patient consultation, triaging and referrals from primary care to specialist clinics. *J Med Syst*. 2017; 41(9):139. DOI: [10.1007/s10916-017-0791-7](https://doi.org/10.1007/s10916-017-0791-7) PMID: [28766103](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/28766103/)
- Steele AJ, Denaxas SC, Shah AD, Hemingway H, Luscombe NM. Machine learning models in electronic health records can outperform conventional survival models for predicting patient mortality in coronary artery disease. *PLoS One*. 2018; 13(8):e0202344. DOI: [10.1371/journal.pone.0202344](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0202344) PMID: [30169498](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30169498/)
- Oss Boll H, Amirahmadi A, Ghazani MM, Morais WO, Freitas EP, Soliman A, et al. Graph neural networks for clinical risk prediction based on electronic health records: A survey. *J Biomed Inform*. 2024; 151:104616. DOI: [10.1016/j.jbi.2024.104616](https://doi.org/10.1016/j.jbi.2024.104616) PMID: [38423267](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38423267/)
- Carrasco-Ribelles LA, Llanes-Jurado J, Gallego-Moll C, Cabrera-Bean M, Monteagudo-Zaragoza M, Violán C, et al. Prediction models using artificial intelligence and longitudinal data from electronic health records: A systematic methodological review. *J Am Med Inform Assoc*. 2023; 30(12):2072-82. DOI: [10.1093/jamia/ocad168](https://doi.org/10.1093/jamia/ocad168) PMID: [37659105](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37659105/)
- Shang Z, Chauhan V, Devi K, Patil S. Artificial intelligence, the digital surgeon: Unravelling its eEmerging footprint in healthcare - The narrative review. *J Multidiscip Healthc*. 2024; 17:4011-22. DOI: [10.2147/JMDH.S482757](https://doi.org/10.2147/JMDH.S482757) PMID: [39165254](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39165254/)
- Ofori-Boateng R, Aceves-Martins M, Wiratunga N, Moreno-Garcia CF. Towards the automation of systematic reviews using natural language processing, machine learning, and deep learning: A comprehensive review. *Artif Intell Rev*. 2024; 57(8):200. DOI: [10.1007/s10462-024-10844-w](https://doi.org/10.1007/s10462-024-10844-w)
- Tong L, Shi W, Isgut M, Zhong Y, Lais P, Gloster L, et al. Integrating multi-omics data with EHR for precision medicine using advanced artificial intelligence. *IEEE Rev Biomed Eng*. 2024; 17:80-97. DOI: [10.1109/RBME.2023.3324264](https://doi.org/10.1109/RBME.2023.3324264) PMID: [37824325](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37824325/)
- Coppersmith NA, Sarkar IN, Chen ES. Quality informatics: The convergence of healthcare data, analytics, and clinical excellence. *Appl Clin Inform*. 2019; 10(2):272-77. DOI: [10.1055/s-0039-1685221](https://doi.org/10.1055/s-0039-1685221) PMID: [31018233](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31018233/)
- Liu Q, Tian Y, Zhou T, Lyu K, Wang Z, Zheng Y, et al. An explainable and personalized cognitive reasoning model based on knowledge graph: Toward decision making for general practice. *IEEE J Biomed Health Inform*. 2024; 28(2):707-18. DOI: [10.1109/JBHI.2023.3312154](https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3312154) PMID: [37669206](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37669206/)
- Zhang X, Qian B, Cao S, Li Y, Chen H, Zheng Y, et al. INPREM: An interpretable and trustworthy predictive model for healthcare. In *Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining 2020 Aug 23* (pp. 450-460). DOI: [10.1145/3394486.3403087](https://doi.org/10.1145/3394486.3403087)
- Yin Q, Zhong L, Song Y, Bai L, Wang Z, Li C, et al. A decision support system in precision medicine: Contrastive multimodal learning for patient stratification. *Ann Oper Res*. 2025; 348(1):579-607. DOI: [10.1007/s10479-023-05545-6](https://doi.org/10.1007/s10479-023-05545-6)
- Confortola G, Takata M, Yokoi N, Egi M. Enhancing predictive models to lower rehospitalization risk: Utilizing historical medical records for AI-driven interventions. *IEEE Access*. 2024; 12:78911-21. DOI: [10.1109/access.2024.3409152](https://doi.org/10.1109/access.2024.3409152)
- Zhang YF, Gou L, Tian Y, Li TC, Zhang M, Li JS. Design and development of a sharable clinical decision support system based on a semantic web service framework. *J Med Syst*. 2016; 40(5):118. DOI: [10.1007/s10916-016-0472-y](https://doi.org/10.1007/s10916-016-0472-y) PMID: [27002818](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/27002818/)
- Liu J, Li C, Huang Y, Han J. An intelligent medical guidance and recommendation model driven by patient-physician communication data. *Front Public Health*. 2023; 11:1098206. DOI: [10.3389/fpubh.2023.1098206](https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1098206) PMID: [36778565](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36778565/)
- Caterson J, Lewin A, Williamson E. The application of explainable artificial intelligence (XAI) in electronic health record research: A scoping review. *Digit Health*. 2024; 10:20552076241272657. DOI: [10.1177/20552076241272657](https://doi.org/10.1177/20552076241272657) PMID: [39493635](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39493635/)
- Ren Z, Schuller BW, Eskofier BM, Nguyen TT, Nejd W. Guest editorial trustworthy and collaborative AI for personalised healthcare through edge-of-things. *IEEE J-BHI*. 2023; 27(11):5213-15. DOI: [10.1109/jbhi.2023.3322052](https://doi.org/10.1109/jbhi.2023.3322052)
- Pearce C, McCleod A, Ferrigi J. From linked data to patient centred data: Using health data to improve patient outcomes. *Int J Integr Care*. 2021; 20(3):39. DOI: [10.5334/ijic.s4039](https://doi.org/10.5334/ijic.s4039)
- Choudhury S, Agarwal K, Ham C, Tamang S. MediSage:



- An AI Assistant for healthcare via composition of neural-symbolic reasoning operators. In Companion Proceedings of the ACM Web Conference 2023. 2023 (pp. 258-261). DOI: [10.1145/3543873.3587361](https://doi.org/10.1145/3543873.3587361)
20. Majnarić LT, Babić F, O'Sullivan S, Holzinger A. AI and big data in healthcare: Towards a more comprehensive research framework for multimorbidity. *J Clin Med*. 2021; 10(4):766. DOI: [10.3390/jcm10040766](https://doi.org/10.3390/jcm10040766) PMID: [33672914](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33672914/)
 21. Mahiddin N, Othman ZA, Abu Bakar A, Abdul Rahim NA. An Interrelated Decision-making Model for an Intelligent Decision Support System in Healthcare. *IEEE Access*. 2022;10:31660–76. DOI: [10.1109/access.2022.3160725](https://doi.org/10.1109/access.2022.3160725)
 22. Lam JH, Ng O. Monitoring clinical decision support in the electronic health record. *Am J Health Syst Pharm*. 2017; 74(15):1130-33. DOI: [10.2146/ajhp160819](https://doi.org/10.2146/ajhp160819) PMID: [28743777](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/28743777/)
 23. Navin K, Krishnan M. Fuzzy rule based classifier model for evidence based clinical decision support systems. *Intell Syst Appl*. 2024; 200393. DOI: [10.1016/j.iswa.2024.200393](https://doi.org/10.1016/j.iswa.2024.200393)
 24. Wu MZ, Pan HY, Wang Z. Nursing decision support system: Application in electronic health records. *Front Nurs*. 2020; 7(3):185–90. DOI: [10.2478/fon-2020-0027](https://doi.org/10.2478/fon-2020-0027)
 25. Shamout F, Zhu T, Clifton DA. Machine learning for clinical outcome prediction. *IEEE Rev Biomed Eng*. 2021; 14:116-26. DOI: [10.1109/RBME.2020.3007816](https://doi.org/10.1109/RBME.2020.3007816) PMID: [32746368](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32746368/)
 26. Gerwer JE, Bacani G, Juang PS, Kulasa K. Electronic health record-based decision-making support in inpatient diabetes management. *Curr Diab Rep*. 2022; 22(9):433-40. DOI: [10.1007/s11892-022-01481-0](https://doi.org/10.1007/s11892-022-01481-0) PMID: [35917098](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35917098/)
 27. Bennett CC, Doub TW, Selove R. EHRs connect research and practice: Where predictive modeling, artificial intelligence, and clinical decision support intersect. *HPT*. 2012; 1(2):105-14. DOI: [10.1016/j.hlpt.2012.03.001](https://doi.org/10.1016/j.hlpt.2012.03.001)
 28. Pinsky MR, Dubrawski A, Clermont G. Intelligent clinical decision support. *Sensors (Basel)*. 2022; 22(4):1408. DOI: [10.3390/s22041408](https://doi.org/10.3390/s22041408) PMID: [35214310](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35214310/)
 29. Barbieri C, Neri L, Stuard S, Mari F, Martín-Guerrero JD. From electronic health records to clinical management systems: How the digital transformation can support healthcare services. *Clin Kidney J*. 2023; 16(11):1878-84. DOI: [10.1093/ckj/sfad168](https://doi.org/10.1093/ckj/sfad168) PMID: [37915897](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37915897/)
 30. Forrest GN, Van Schooneveld TC, Kullar R, Schulz LT, Duong P, Postelnick M. Use of electronic health records and clinical decision support systems for antimicrobial stewardship. *Clin Infect Dis*. 2014; 59 Suppl 3:122-33. DOI: [10.1093/cid/ciu565](https://doi.org/10.1093/cid/ciu565) PMID: [25261539](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/25261539/)
 31. Periañez Á, Fernández Del Río A, Nazarov I, Jané E, Hassan M, Rastogi A, Tang D. The digital transformation in health: How ai can improve the performance of health systems. *Health Syst Reform*. 2024; 10(2):2387138. DOI: [10.1080/23288604.2024.2387138](https://doi.org/10.1080/23288604.2024.2387138) PMID: [39437247](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39437247/)
 32. Adams AM, Ahmed R, Ahmed S, Yusuf SS, Islam R, Zakaria Salam RM, et al. Modelling improved efficiency in healthcare referral systems for the urban poor using a geo-referenced health facility data: The case of Sylhet City Corporation, Bangladesh. *BMC Public Health*. 2020; 20(1):1476. DOI: [10.1186/s12889-020-09594-5](https://doi.org/10.1186/s12889-020-09594-5) PMID: [32993610](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32993610/)
 33. De Micco F, Di Palma G, Ferorelli D, De Benedictis A, Tomassini L, Tambone V, et al. Artificial intelligence in healthcare: Transforming patient safety with intelligent systems-A systematic review. *Front Med (Lausanne)*. 2025; 11:1522554. DOI: [10.3389/fmed.2024.1522554](https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1522554) PMID: [39845830](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39845830/)
 34. Zhang Q, Lian B, Cao P, Sang Y, Huang W, Qi L. Multi-source medical data integration and mining for healthcare services. *IEEE Access*. 2020; 8:165010–7. DOI: [10.1109/ACCESS.2020.3023332](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3023332)
 35. Silcox C, Zimlichmann E, Huber K, Rowen N, Saunders R, McClellan M, et al. The potential for artificial intelligence to transform healthcare: Perspectives from international health leaders. *NPJ Digit Med*. 2024; 7(1):88. DOI: [10.1038/s41746-024-01097-6](https://doi.org/10.1038/s41746-024-01097-6) PMID: [38594477](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38594477/)
 36. Chen X, Xie H, Li Z, Cheng G, Leng M, Wang FL. Information fusion and artificial intelligence for smart healthcare: A bibliometric study. *Information Processing & Management*. 2023; 60(1):103113. DOI: [10.1016/j.ipm.2022.103113](https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103113)
 37. Alruwaili M, Alsayat A, Idris M, Alanazi S, Aurangzeb K. Integration and analysis of diverse healthcare data sources: A novel solution. *Comput Human Behav*. 2024; 108221. DOI: [10.1016/j.chb.2024.108221](https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108221)
 38. Bossen C, Piras EM. Introduction to the special issue on information infrastructures in healthcare: Governance, quality improvement and service efficiency. *Comput Support Coop Work (CSCW)*. 2020; 29(4):381-6. DOI: [10.1007/s10606-020-09381-1](https://doi.org/10.1007/s10606-020-09381-1)
 39. Dubovitskaya A, Novotny P, Thiebes S, Sunyaev A, Schumacher M, Xu Z, et al. Intelligent health care data management using blockchain: Current limitation and future research agenda. In *VLDB workshop on data management and analytics for medicine and healthcare 2019* (pp. 277-288). Cham: Springer International Publishing. DOI: [10.1007/978-3-030-33752-0_20](https://doi.org/10.1007/978-3-030-33752-0_20)
 40. Thesmar D, Sraer D, Pinheiro L, Dadson N, Veliche R, Greenberg P. Combining the power of artificial intelligence



with the richness of healthcare claims data: Opportunities and challenges. *Pharmacoeconomics*. 2019; 37(6):745-52. DOI: [10.1007/s40273-019-00777-6](https://doi.org/10.1007/s40273-019-00777-6) PMID: [30848452](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30848452/)

41. Guerriero L, Ferdeghini EM, Viola SR, Porro I, Testi A, Bedini R. Telematic integration of health data: A practicable contribution. *Inform Health Soc Care*. 2011; 36(3):147-60. DOI: [10.3109/17538157.2011.584997](https://doi.org/10.3109/17538157.2011.584997) PMID: [21848451](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21848451/)
42. de Zegher I, Norak K, Steiger D, Müller H, Kalra D, Scheenstra B, et al. Artificial intelligence based data curation: Enabling a patient-centric European health data space. *Front Med (Lausanne)*. 2024; 11:1365501. DOI: [10.3389/fmed.2024.1365501](https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1365501) PMID: [38813389](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38813389/)
43. Hammond WE, Bailey C, Boucher P, Spohr M, Whitaker P. Connecting information to improve health. *Health Aff (Millwood)*. 2010; 29(2):284-8. DOI: [10.1377/hlthaff.2009.0903](https://doi.org/10.1377/hlthaff.2009.0903) PMID: [20348075](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/20348075/)
44. Sharma SV, McPherson H, Sandoval M, Goodman D, Paret C, Mahata K, et al. Design and framework of a technology-based closed-loop referral project for care coordination of social determinants of health. *Popul Health Manag*. 2024; 27(6):390-96. DOI: [10.1089/pop.2024.0129](https://doi.org/10.1089/pop.2024.0129) PMID: [39605191](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39605191/)
45. Bierman AS, Ling SM, Nebeker JR. Enhancing healthcare value through interoperable e-care plans: A framework for quality improvement. *Innov Aging*. 2024; 8(Supplement_1):1335. DOI: [10.1093/geroni/igae098.4262](https://doi.org/10.1093/geroni/igae098.4262)

