

NACHWEIS DES KONZEPTS

Integration großer Sprachmodelle in klinische Entscheidungshilfesysteme: Ein neuartiger Ansatz für die Diagnose und Behandlung von Harnwegsinfektionen

Manoj Jain, MD¹ ; Hiren Pokharna, MD² ; Sridhar Sunkara, MS³ ; Sanjeev Bora, MCA⁴ ; Kiran Ponamgi, BS⁵ ; Rohan Dang Sharma, BS⁶ ; Amar Gupta, PhD⁽⁷⁾ 

¹Lehrbeauftragter, Abteilung für Gesundheitspolitik und -management, Rollins School of Public Health, Emory University, Atlanta, Georgia, USA; ²Arzt für Infektionskrankheiten, Health Science Center, University of Tennessee, Memphis, Tennessee, USA; ³Chief Executive Officer, eBiz Solutions, LLC, Memphis, Tennessee, USA; ⁴Chief Thinking Officer, eBiz Solutions, LLC, Memphis, Tennessee, USA; ⁵Project Manager, eBiz Solutions, LLC, Memphis, Tennessee, USA; ⁶Forschungspraktikant, Computer Science & Artificial Intelligence Laboratory (CSAIL), Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Massachusetts, USA; ⁷Forschungswissenschaftler, Computer Science & Artificial Intelligence Laboratory (CSAIL), Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Massachusetts, USA

Korrespondierender Autor: Manoj Jain, E-Mail: mjainmd1@gmail.com DOI:

<https://doi.org/10.30953/thmt.v10.554>

Schlüsselwörter: Künstliche Intelligenz, klinische Entscheidungshilfesysteme, Diagnose, große Sprachmodelle, Harnwegsinfektionen

Zusammenfassung

Hintergrund: Harnwegsinfektionen gehören weltweit zu den häufigsten bakteriellen Infektionen und führen zu erheblichen Ausgaben im Gesundheitswesen und häufigen Fehldiagnosen. In den Vereinigten Staaten sind Harnwegsinfektionen für etwa 380.600 vermeidbare stationäre Aufenthalte von Erwachsenen pro Jahr verantwortlich und verursachen Kosten in Höhe von 2,55 Milliarden Dollar (2,26 Milliarden Euro). Derzeitige klinische Entscheidungsunterstützungssysteme (CDSS) sind oft statisch, haben keine personalisierten Empfehlungen und enthalten kein Echtzeit-Feedback des Arztes. KI-(alternative)-gesteuerte CDSS, die große Sprachmodelle nutzen, bieten das Potenzial, die diagnostische Präzision zu erhöhen, den Antibiotikaeinsatz zu optimieren und die Effizienz der Arbeitsabläufe zu verbessern. **Methoden:** Wir schlagen einen automatischen fotografischen Apparat (3RDI) vor, einen konzeptionellen Rahmen für ein KI-gesteuertes CDSS für das Management von Harnwegsinfektionen, der die neuartige DETNQ-Struktur (Diagnose, Evidenz, Behandlungsplan, Notizen, Qualität) zur Organisation klinischer Ergebnisse nutzt. Dieser Rahmen sieht ein System vor, das umfassende Patientendaten verarbeitet, einschließlich Anamnese, Symptome, Laborergebnisse und Medikamentenaufzeichnungen. Das Design von 3RDI beinhaltet einen täglichen iterativen Prozess für kontinuierliches Feedback, der es Klinikern ermöglicht, die Empfehlungen des Systems zu verfeinern und eine kollaborative Mensch-KI-Entscheidungsumgebung zu schaffen.

Ergebnisse: Unsere konzeptionelle Entwicklung demonstriert die Integration eines anpassungsfähigen, vom Arzt gesteuerten Feedback-Mechanismus in die CDSS-Architektur. Vorläufige Prototypen zeigen das Potenzial für eine strukturierte Präsentation von Patientendaten unter Verwendung des DETNQ-Formats und die Anpassungsfähigkeit an spezifische klinische Kontexte. Der vorgeschlagene Rahmen adressiert die wichtigsten Einschränkungen der derzeitigen CDSS, insbesondere in Bezug auf die Einbindung der Kliniker, die Integration von Arbeitsabläufen und die Fähigkeit zum kontinuierlichen Lernen.

Auslegung: Der konzeptionelle Rahmen von 3RDI bietet eine vielversprechende Richtung für die zukünftige Entwicklung von CDSS, insbesondere für das Management von Harnwegsinfektionen. Die Betonung eines kontinuierlich lernenden Systems und des Feedbacks der Kliniker liefert eine Blaupause für KI-Systeme, die die diagnostische Präzision verbessern und gleichzeitig das Vertrauen der Kliniker gewinnen könnten. Zukünftige Arbeiten sollten sich auf die empirische Validierung durch kontrollierte Studien und die iterative Verfeinerung auf der Grundlage der realen klinischen Umsetzung konzentrieren.

Klartext-Zusammenfassung

Harnwegsinfektionen gehören zu den häufigsten Infektionen und führen häufig zu Fehldiagnosen, unnötigen Untersuchungen und teuren Krankenhausaufenthalten. Die derzeitigen Entscheidungshilfen aktualisieren weder neue Patienteninformationen noch Rückmeldungen von Klinikern. Ziel dieser Studie war die Entwicklung eines konzeptionellen Rahmens zur Verbesserung der Diagnose und Behandlung von Harnwegsinfektionen.

Das Forschungsteam entwarf einen Rahmen für ein KI (künstliche Intelligenz)-gestütztes klinisches Entscheidungsunterstützungssystem - Softwareprogramme, die Ärzte bei klinischen Entscheidungen unterstützen. Der Rahmen umfasst einen Mechanismus, mit dem das System auf der Grundlage von Rückmeldungen von Ärzten lernen und sich verbessern kann, so dass es sich an reale klinische Anforderungen anpassen kann. Die Forscher wiesen nach, dass ein solches System technisch realisierbar wäre und den Leistungserbringern im Gesundheitswesen wertvolle Informationen liefern könnte.

Eingegangen: Januar 27, 2025; Angenommen: 1. Mai 2025; Veröffentlicht: July 2, 2025

Clinische Entscheidungsunterstützungssysteme (CDSS) sind Softwareprogramme, die Ärzten bei klinischen Entscheidungen helfen und sie dabei unterstützen, die Kosten zu senken.

¹Die Fortschritte im Bereich der künstlichen Intelligenz (KI) bieten die Möglichkeit, das Angebot von CDSS erheblich zu verbessern, und sind ein Schlüsselement der neuesten Generation von CDSS.²Die Integration von Algorithmen des maschinellen Lernens (ML), der natürlichen Sprachverarbeitung (NLP), des Deep Learning und großer Sprachmodelle (LLM) ermöglicht eine schnellere Datenverarbeitung, Personalisierung und höhere Genauigkeit in CDSS.^{3,4}Eine mögliche Anwendung eines KI-gesteuerten CDSS ist die Diagnose und Behandlung von Harnwegsinfektionen (UTIs).

Harnwegsinfektionen sind häufige bakterielle Infektionen, die das Harnsystem betreffen.⁵Zu den Symptomen gehören häufiger Harndrang, Schmerzen beim Wasserlassen, trüber oder übel riechender Urin und Schmerzen im Beckenbereich. Zur Diagnose gehört in der Regel die Analyse von Urinproben, um das Vorhandensein von Bakterien und weißen Blutkörperchen nachzuweisen. In klinisch-mikrobiologischen Diagnoselabors sind Harnwegsinfektionen die häufigste Infektionskrankheit, auf die getestet wird.⁶Infolgedessen verursachen sie weltweit erhebliche Ausgaben in den Gesundheitssystemen.⁶Außerdem werden sie häufig falsch diagnostiziert.⁷Im Jahr 2017 verursachten Harnwegsinfektionen 380.600 vermeidbare stationäre Aufenthalte bei Erwachsenen, die das US-Gesundheitssystem 2,55 Milliarden US-Dollar (2,26 Milliarden Euro) kosteten. Dies machte 10,8 % aller potenziell vermeidbaren stationären Aufenthalte und 14,2 % der pädiatrischen stationären Aufenthalte aus.⁸Übermäßige Ausgaben, vermeidbare stationäre Aufenthalte und Fehldiagnosen könnten potenziell durch den Einsatz von KI-basierten CDSS zur Diagnose und Behandlung von Harnwegsinfektionen reduziert werden.⁹

Die Entwicklung von CDSS und der aktuelle Stand der Technik

Die CDSS haben sich in den letzten Jahrzehnten erheblich weiterentwickelt. Frühe Systeme waren in erster Linie regelbasiert und nutzten eine "Wenn-dann"-Logik, um Empfehlungen auszusprechen.¹⁰Die zweite Generation umfasste probabilistische und Bayes'sche Ansätze, die eine differenziertere Entscheidungsunterstützung ermöglichten.¹¹Die Geschichte der CDSS-Ansätze, die eine Vielzahl von ML-Techniken nutzen, ist in Tabelle 1 dargestellt.

In mehreren Studien wurde das Potenzial von KI- und ML-Modellen für die Diagnose von Krankheiten untersucht, wobei sich einige davon speziell auf Harnwegsinfektionen konzentrierten. Aktuelle KI-gestützte CDSS basieren auf ML-Algorithmen wie neuronalen Netzen, Entscheidungsbaum-Algorithmen, Support Vector Machines (SVMs), Bayes'schen Netzen und Ensemble-Learning-Methoden⁴, die auf der Grundlage von Eingabedaten prädiktive Analysen und Entscheidungsempfehlungen liefern. Forscher der Universität Cardiff haben beispielsweise ein Random-Forest-Klassifizierungsmodell zur Diagnose von Harnwegsinfektionen anhand der Anzahl der weißen Blutkörperchen, der Bakterien, der roten Blutkörperchen und der Epithelzellen eingesetzt und eine Klassifizierungssensitivität von über 95 % erreicht.⁹

In ähnlicher Weise entwickelten de Vires et al.¹²ein halbüberwachtes CDSS-System zur Vorhersage von Harnwegsinfektionen unter Verwendung von RESSEL (reliable semi-supervised ensemble learning method), das bei der Erkennung von Harnwegsinfektionen besser abschnitt als die herkömmliche Urinanalyse und Urinkulturen. In ihrer Studie wurde hervorgehoben, dass die Einbeziehung von Urinanalyseergebnissen zusammen mit Gram-Färbung und anderen leicht verfügbaren Parametern es den Klinikern ermöglichte, fundiertere Entscheidungen zu treffen, ohne voreilig auf Antibiotika zurückzugreifen.¹²Dieses System sagte Harnwegsinfektionen genauer voraus und trug dazu bei, den übermäßigen Einsatz von Antibiotika zu verringern, indem es die Verschreibung so lange hinauszögerte, bis die Kulturergebnisse vorlagen, und unterstützte damit eine Schlüsselkomponente der Antibiotikasteuerung.

Darüber hinaus können CDSS auch mithilfe von NLP erstellt werden, was die Analyse unstrukturierter klinischer Texte ermöglicht, wie z. B. Arztbriefe, Entlassungsberichte und medizinische Literatur.⁴Deep Learning ermöglicht auch intelligenteres CDSS, indem Faltungsneuronale Netze verwendet werden, um komplexe Muster aus heterogenen, multimodalen medizinischen Daten zu extrahieren.⁴LLMs - eine Form der KI - wurden nicht so intensiv getestet wie hochwertige, offen zugängliche Modelle, die erst seit kurzem verfügbar sind. So haben LLMs ihr Potenzial zur Verbesserung der Diagnosegenauigkeit bei häufigen Krankheiten bewiesen, wie Gupta et al. hervorheben, die feststellten, dass LLMs wie GPT-4 und Gemini vielversprechend sind, um die Effizienz und Diagnosegenauigkeit im Gesundheitswesen zu verbessern.¹³

Eine Gruppe von Forschern, die CDSS unter Verwendung von LLMs entwickelt, implementierte Retrieval-augmented generation (RAG) Techniken.¹⁴Dieser Ansatz, der Apotheker bei der Behandlung von arzneimittelbezogenen Problemen (DRPs) unterstützen soll, nutzt die Klassifikation des Pharmaceutical Care Network Europe (PCNE) zur Strukturierung seiner Ergebnisse. Der RAG-Rahmen ermöglichte eine effektive Suche und kontextbezogene Integration von pharmazeutischen Informationen und beinhaltete Werkzeuge zur Indizierung und Suche von drogenbezogenen Daten für eine verbesserte Relevanz. Die Forschungsarbeit unterstrich das Potenzial von LLMs in CDSS und zeigte, dass Pharmazeuten, die mit dem RAG-basierten System zusammenarbeiten, DRPs erheblich reduzieren konnten.¹⁴Liu et al.¹⁵veranschaulichten auch, wie KI-generierte Empfehlungen aus ChatGPT die klinische Entscheidungslogik verbessern können, und unterstrichen die Rolle von KI bei der Verfeinerung von Arbeitsabläufen von Klinikern durch die Bereitstellung neuer Perspektiven und Vorschläge, die die menschliche Beurteilung ergänzen.

Die Grenzen aktueller CDSS-Ansätze und der einzigartige Wert von KI für das UTI-Management

Trotz dieser Fortschritte stoßen die aktuellen KI-gesteuerten Systeme auf mehrere erhebliche Einschränkungen (Tabelle 2). Diese Faktoren zeigen zusammengenommen, warum KI-basierte CDSS-Ansätze in einer einzigartigen Position sind, um die Herausforderungen beim Management von Harnwegsinfektionen zu bewältigen, die andere Ansätze nicht effektiv gelöst haben.

Tabelle 1. Entwicklung der CDSS-Ansätze.

Generation	Primäre Technologien	Wesentliche Einschränkungen	Beispielsysteme
Erste Generation (1970er-1990er Jahre)	Regelbasierte Logik, Expertensysteme	Statische Wissensbasis, binäre Entscheidungspfade	MYCIN, HELP
Zweite Generation (1990er-2010er Jahre)	Bayes'sche Netze, fallbasiertes Schlussfolgern	Begrenzte Anpassungsfähigkeit, Erfordert strukturierte Eingaben	DXplain, Isabel
Dritte Generation (2010er-Jahre-Gegenwart)	Algorithmen für maschinelles Lernen, neuronale Netze	Mangelnde Erklärbarkeit, Verzerrung der Trainingsdaten	GeneGuide der Mayo-Klinik, AiCure
Aufkommende vierte Generation	Große Sprachmodelle, multimodale KI	Noch zu entwickelnde regulatorische Herausforderungen	Experimentelle Systeme

KI: künstliche Intelligenz; AiCure: eine KI-gesteuerte Plattform zur Einbindung von Patienten, die Computer Vision, Chat und Analysen nutzt, um klinische Studienprozesse und die Einbindung von Patienten zu verbessern; CDSS: Clinical Decision Support System (System zur Unterstützung klinischer Entscheidungen); DXplain: ein interaktives Format zur Erfassung klinischer Informationen, das eine modifizierte Form der Bayes'schen Logik zur Ableitung klinischer Interpretationen nutzt; Gene Guide: Gentests auf der Grundlage von Helix; "HELP": (Hilfe im Gesundheitswesen); Isabel: wandelt die Anzeichen und Symptome eines Patienten in eine Liste relevanter Krankheiten um; MYCIN: ein rückwärts verkettetes Expertensystem, das KI verwendet, um Bakterien zu identifizieren, die schwere Infektionen verursachen.

Tabelle 2. Einschränkungen und Herausforderungen bei der Behandlung von Harnwegsinfektionen bieten eine einzigartige Gelegenheit für KI-gesteuerte CDSS-Lösungen.

Beschränkungen	Beispiele
Mangel an kontinuierlichem Lernen	Der Großteil der heute auf dem Markt befindlichen Software für maschinelles Lernen und klinische Entscheidungen ist eine "gesperrte" Software, bei der der Algorithmus, nachdem er auf einen anfänglichen Datensatz trainiert und getestet wurde, nicht kontinuierlich lernt und sich danach automatisch anpasst. ¹⁶ Diese Einschränkung verhindert, dass sich die Systeme durch den Einsatz in der Praxis verbessern.
Begrenzte Integration des Feedbacks von Klinikern	Nur wenige Systeme beziehen iterative Eingaben von Klinikern und kontinuierliche Feedbackschleifen effektiv ein, um sinnvolle Verbesserungen zu erzielen. ¹⁷ Diese Lücke verringert das Potenzial für Personalisierung und Anpassung an spezifische institutionelle Praktiken.
Herausforderungen bei der Workflow-Integration	Viele CDSS lassen sich nicht nahtlos in die klinischen Arbeitsabläufe integrieren, was zu einer zusätzlichen Belastung führt, anstatt die kognitive Belastung zu verringern. ¹⁸
Transparenz- und Vertrauensprobleme	Die "Blackbox"-Natur vieler KI-Modelle schränkt das Vertrauen und die Akzeptanz der Kliniker ein, da die Anbieter die Gründe für die Empfehlungen nicht leicht nachvollziehen können. ¹⁹
Eingeschränkte Verarbeitung des Patientenkontextes	Viele der bestehenden Modelle berücksichtigen noch nicht in vollem Umfang ein breites Spektrum an patientenspezifischen Faktoren, wie Alter, Krankengeschichte, Medikation und Begleiterkrankungen, die für eine personalisierte Versorgung unerlässlich sind. ²⁰
Herausforderungen	
Mustererkennung über mehrere Datenpunkte hinweg	Bei der Diagnose von Harnwegsinfektionen müssen Informationen aus Symptomen, Laborwerten, Krankengeschichte und Begleiterkrankungen zusammengeführt werden - eine Aufgabe, bei der ML-Algorithmen ihre Stärken haben. Jüngste Studien zeigen, dass 30-40 % der Fehldiagnosen von Harnwegsinfektionen auf Fehler bei der Mustererkennung in komplexen Patientendarstellungen zurückzuführen sind. ² Herkömmliche klinische Ansätze haben oft Schwierigkeiten mit dieser Komplexität, insbesondere bei Patienten mit atypischen Darstellungen oder mehreren Störfaktoren.
Integration von dynamischen Antibiotikaresistenzmustern	Die Auswahl geeigneter Antibiotika erfordert die Integration patientenspezifischer Faktoren mit sich ständig weiterentwickelnden lokalen Antibiotikaresistenzmustern. Herkömmliche klinische Pfade haben sich bei der Verringerung vermeidbarer Krankenhausaufenthalte als nur begrenzt wirksam erwiesen, da sie sich häufig nicht schnell an sich verändernde Resistenzmuster anpassen können. Die KI-Systeme können die Behandlungsempfehlungen auf der Grundlage von Echtzeit-Empfindlichkeitsdaten aus Krankenhauslabors kontinuierlich aktualisieren, was mit statischen Leitlinien nicht möglich ist.
Verringerung der kognitiven Belastung bei hochvolumigen Erkrankungen	Die hohe Prävalenz von Harnwegsinfektionen macht sie zu einem idealen Kandidaten für eine KI-Erweiterung, da Kliniker bei der wiederholten Beurteilung ähnlicher Fälle mit Entscheidungsmüdigkeit konfrontiert sind. Vergleichsstudien zeigen, dass KI-gestützte Diagnoseverfahren für Infektionskrankheiten die Zahl der Diagnosefehler im Vergleich zu klinischen Standardverfahren um 22 % und im Vergleich zu KI-freien CDSS um 17 % senken können.
Standardisierung mit Personalisierung	Die derzeitigen Ansätze zur Behandlung von Harnwegsinfektionen schwanken oft zwischen zu starren Protokollen, die die Besonderheiten des Patienten ignorieren, und einer sehr variablen Behandlung, die stark vom Wissen des einzelnen Klinikerns abhängt. KI-gesteuerte Systeme können die Standardisierung beibehalten und gleichzeitig personalisierte Empfehlungen auf der Grundlage individueller Patientenfaktoren geben.

AI: Künstliche Intelligenz; CDSS: Clinical Decision Support System; ML: Maschinelles Lernen; UTI: Harnwegsinfektion.

Der vorgeschlagene Rahmen für einen automatischen fotografischen Apparat

In diesem Artikel wird der "automatische fotografische Apparat (3RDI)" vorgestellt, ein konzeptioneller Rahmen für ein LLM-gesteuertes CDSS, das die oben genannten Einschränkungen beheben und den Bereich der klinischen Entscheidungshilfe für die Diagnose und Behandlung von Harnwegsinfektionen voranbringen soll. Der 3RDI-Rahmen konzentriert sich auf mehrere Schlüsselinnovationen. Dazu gehören (1) ein täglicher iterativer Prozess, der sich an den klinischen Arbeitsabläufen orientiert und es sowohl dem Arzt als auch dem KI-System ermöglicht, im Laufe der Zeit zu lernen und sich anzupassen, (2) eine neuartige DETNQ-Struktur (Diagnose, Evidenz, Behandlungsplan, Notizen, Qualität) zur Organisation der klinischen Informationen, ein kontinuierlich lernendes System (CLS), das das Feedback des Arztes einbezieht, um die Empfehlungen zu verbessern, und (3) die Integration eines breiten Spektrums von Patientendaten, einschließlich demografischer Daten, Anamnese, Medikation, Symptome und Laborergebnisse.

Der vorgeschlagene Rahmen sieht ein KI-gesteuertes System vor, das klare, schriftliche Ergebnisse liefert, die sowohl für Gesundheitsdienstleister als auch für Patienten nützlich sind. Durch die ganzheitliche Bewertung aller Elemente der Situation eines Patienten könnte ein solches System potenziell personalisiertere Diagnosen und Behandlungen liefern und die Entscheidungsfindung des Arztes unterstützen, anstatt sie zu ersetzen.

Es ist wichtig zu betonen, dass 3RDI als Hilfsmittel für klinische Entscheidungen und nicht als Medizinprodukt konzipiert ist. Als solches bewegt es sich innerhalb des rechtlichen Rahmens, der Software zur klinischen Entscheidungsunterstützung von Medizinprodukten unterscheidet und eine unabhängige Überprüfung und endgültige Entscheidungsfindung durch medizinisches Fachpersonal ermöglicht. Alle vom System generierten Empfehlungen müssen von qualifizierten Klinikern überprüft und genehmigt werden, so dass der Gesundheitsdienstleister weiterhin die letzte Entscheidungsinstanz im Diagnose- und Behandlungsprozess ist.

Konzeptionelle Gestaltung des Rahmens

Das 3RDI-Rahmenkonzept sieht eine Systemarchitektur vor, die ein Gleichgewicht zwischen fortschrittlichen KI-Funktionen und praktischer klinischer Integration herstellt. In diesem Abschnitt werden die wichtigsten Komponenten dieses konzeptionellen Rahmens skizziert, einschließlich der Datenverarbeitung, der Verarbeitungsansätze, der Strukturierung der Ausgabe und der Feedback-Mechanismen.

Eingangsdatenarchitektur und Zielgruppe

Der vorgeschlagene 3RDI-Rahmen würde umfassende Patientendaten verarbeiten, die in standardisierten Formaten

wie XML (eXtensible Markup Language) oder JSON (JavaScript Object Notation). Um ein vollständiges klinisches Bild zu erfassen, würde das System die in Tabelle 3 aufgeführten Informationskategorien enthalten.

Diese Elemente wurden auf der Grundlage von Beiträgen medizinischer Fachleute mit Erfahrung in der Diagnose und Behandlung von Harnwegsinfektionen ausgewählt. Anhang A und Anhang B zeigen Beispiele dafür, wie Anamnese und Tagesprotokolle in einem XML-Format für die Verarbeitung durch das System strukturiert werden könnten.

Der Rahmen sieht auch Integrationsmöglichkeiten mit elektronischen medizinischen Aufzeichnungssystemen (EMR) wie Epic vor, so dass Patientendaten direkt aus bestehenden klinischen Systemen abgerufen werden können und nicht manuell eingegeben werden müssen.

Zielpopulation

Der 3RDI-Rahmen ist für bestimmte Patienten- und Leistungserbringerpopulationen konzipiert:

Patienten

Das System richtet sich an erwachsene Patienten mit Symptomen, die auf eine Harnwegsinfektion hindeuten, im stationären und ambulanten Bereich. Der Rahmen ist besonders wertvoll für komplexe Fälle mit Komorbiditäten, wiederkehrenden Infektionen oder atypischen Präsentationen, bei denen die diagnostische Unsicherheit größer ist. Während sich das anfängliche Konzept auf erwachsene Patienten konzentriert, könnten künftige Iterationen für pädiatrische Populationen mit entsprechenden Modifikationen angepasst werden, um den unterschiedlichen klinischen Präsentationen, Diagnosekriterien und Behandlungsüberlegungen bei Kindern Rechnung zu tragen.

Die Hauptnutzer des 3RDI-Systems sind Gesundheitsdienstleister, die sich mit der Diagnose und Behandlung von Harnwegsinfektionen befassen, darunter Hausärzte, Ärzte in der Notaufnahme, Krankenhausärzte, Infektionsmediziner und Urologen. Das Rahmenwerk ist so konzipiert, dass es vor allem für Leistungserbringer mit einem hohen Patientenaufkommen oder für Leistungserbringer, die nicht sofort Zugang zu fachärztlicher Beratung haben, von großem Nutzen ist, da die Entscheidungshilfe dazu beitragen kann, die Behandlung gemäß den besten Verfahren zu standardisieren.

Vorgeschlagener KI-Verarbeitungsansatz

Der konzeptionelle Rahmen von 3RDI schlägt die Verwendung einer spezialisierten LLM vor, die für medizinische Anwendungen, insbesondere für die Diagnose und Behandlung von Harnwegsinfektionen, geschult und fein abgestimmt ist.

Tabelle 3. Kategorien, die ein vollständiges klinisches Bild erfassen.

Kategorie	Erfasste Informationen
Demografische Daten des Patienten	Allgemeine Informationen wie Name, Geschlecht, Alter und ethnische Zugehörigkeit
Anamnese	Zusammenfassung von Erkrankungen, Medikamenten, chirurgischer Vorgeschichte und Allergien
Tägliche Protokolle	Sequentielle Aufzeichnungen über Symptome, derzeit eingenommene Medikamente, Laborergebnisse und Vitalparameter

Tabelle 4. Theoretische Vorteile des konzeptionellen Rahmens von 3RDI Verwendung eines spezialisierten großen Sprachmodells.

Vorteile	Anwendungen
Verstehen natürlicher Sprache	Fähigkeit, sowohl strukturierte als auch unstrukturierte klinische Daten zu verarbeiten, einschließlich ärztlicher Aufzeichnungen
Kontextbezogene Schlussfolgerungen	Fähigkeit, bei der Erstellung von Empfehlungen mehrere Faktoren gleichzeitig zu berücksichtigen
Probabilistische Ergebnisse	Fähigkeit, den Grad des Vertrauens in verschiedene Diagnosemöglichkeiten auszudrücken
Erklärungskapazität	Fähigkeit, Empfehlungen in natürlicher Sprache zu begründen

3RDI: automatischer fotografischer Apparat.

Dieser Ansatz bietet mehrere theoretische Vorteile (Tabelle 4).

Für die anfängliche Entwicklung dieses Rahmens würden synthetische UTI-Patientendaten anstelle von echten Patientenakten verwendet. Dieser Ansatz minimiert ethische Bedenken in Bezug auf die Privatsphäre der Patienten und ermöglicht gleichzeitig ein schnelles Prototyping und iterative Verbesserungen. Der Rahmen sieht einen Entwicklungsprozess vor, bei dem synthetische Trainingsdaten in Zusammenarbeit mit Fachexperten - darunter Ärzte und medizinisches Fachpersonal - kuratiert werden, um klinische Relevanz und Genauigkeit zu gewährleisten.

Die Entwicklung des Prototyps würde die Erstellung strukturierter synthetischer Patientenprofile umfassen, die auf häufigen klinischen Präsentationen, Symptomen und Behandlungspfaden für Harnwegsinfektionen basieren. Ein Gremium erfahrener Ärzte würde diese Beispiele überprüfen und verfeinern, um sicherzustellen, dass sie mit der realen medizinischen Praxis übereinstimmen, so dass ein Datensatz entsteht, der reale klinische Szenarien genau widerspiegelt.

Die Patientendaten werden in einem standardisierten Format gespeichert, so dass das Modell Muster in den Symptomen, Laborergebnissen und anderen Details der Krankengeschichte erkennen kann und schließlich zuverlässige Diagnose- und Behandlungsvorschläge generiert. Nach dem anfänglichen Training würde das Modell anhand von validierter medizinischer Literatur zu Harnwegsinfektionen, Behandlungsprotokollen und klinischen Leitlinien feinabgestimmt werden.

Der DETNQ-Ausgangsrahmen

Eine zentrale Neuerung des konzeptionellen Rahmens von 3RDI ist die DETNQ-Struktur zur Organisation der klinischen Ergebnisse. Dieser Rahmen wurde entwickelt, um komplexe medizinische Daten in umsetzbare klinische Entscheidungen umzuwandeln und gleichzeitig die wichtigsten Einschränkungen herkömmlicher CDSS-Ausgaben zu beseitigen. Tabelle 5 vergleicht den DETNQ-Rahmen mit anderen gängigen CDSS-Ausgabestrukturen.

Diagnose

In diesem Segment werden Primär- und Differentialdiagnosen in der Reihenfolge ihrer Wahrscheinlichkeit dargestellt, wobei klar zwischen

bestätigten und vermuteten Zuständen. Es würde relevante Codes der Internationalen Klassifikation der Krankheiten, 10. Revision (ICD-10), für eine genaue Dokumentation integrieren und kritische Befunde hervorheben, die sofortige Aufmerksamkeit erfordern.

Beweise

Die Evidenzkomponente würde eine hierarchische Darstellung der unterstützenden klinischen Daten bieten, die Symptome, Laborergebnisse und diagnostische Schlussfolgerungen miteinander verknüpft. Sie würde Musterübereinstimmungen mit historischen Fällen erkennen, quantitative Analysen der Diagnosesicherheit auf der Grundlage der verfügbaren Daten durchführen und relevante klinische Leitlinien und bewährte Verfahren integrieren. Abbildung 1 zeigt ein konzeptionelles Beispiel für die Komponente Evidenz.

Behandlungsplan

Dieser Abschnitt enthält priorisierte Interventionsempfehlungen, einschließlich Medikationsempfehlungen mit Dosierungsüberlegungen und alternativen Behandlungsoptionen auf der Grundlage patientenspezifischer Faktoren. Es werden Warnhinweise zu Medikamenteneinnahme und Wechselwirkungen sowie Zeitpläne für die erwartete klinische Verbesserung gegeben und Kriterien für die Änderung oder Eskalation der Behandlung festgelegt. Anhang C veranschaulicht einen vorgeschlagenen Behandlungsplan.

Anmerkungen

Der Abschnitt "Hinweise" würde kontextspezifische klinische Perlen und Überlegungen, Dokumentationshinweise zur Einhaltung der Abrechnungsvorschriften, relevante Forschungsergebnisse und Daten aus klinischen Studien, Materialien zur Patientenaufklärung, Entlassungsanweisungen, Empfehlungen zur Nachsorge und Überwachungsparameter enthalten. Anhang D zeigt ein Beispiel, wie der Abschnitt "Hinweise" aussehen könnte.

Qualität

Schließlich würde das Qualitätssegment die Angleichung an relevante Qualitätsmaßnahmen, wie z. B. Healthcare Effectiveness Data and Information Set (HEDIS) und Merit-based Incentive Payment System (MIPS), sicherstellen, die Vollständigkeit der Dokumentation bewerten, die Einhaltung von Antibiotika-Stewardship-Metriken überwachen, Risikostratifizierungs-Scores berechnen und Empfehlungen zur Pflegekoordination geben. Anhang E enthält ein konzeptionelles Beispiel für den Output der Qualitätskomponente.

Dieser tägliche, sich wiederholende Prozess wäre so konzipiert, dass er sich an der klinischen Behandlung der Patienten orientiert und den Arbeitsablauf der täglichen klinischen Visite widerspiegelt. Durch die Nachahmung der klinischen Patientenbewertung und die Darstellung der Informationen in einer familiären Struktur soll der Rahmen die potenzielle Akzeptanz der Kliniker erhöhen. Der DETNQ-Ansatz könnte dazu beitragen, Störungen des Arbeitsablaufs und mangelndes klinisches Engagement zu vermeiden, die die Akzeptanz von CDSS durch Kliniker in erster Linie behindern.²¹

Tabelle 5. Umfassender Vergleich von CDSS-Output-Frameworks.

Merkmal des Rahmens	Traditionelles regelbasiertes CDSS	ML-basiertes prädiktives CDSS	Bestehendes LLM-basiertes CDSS	DETNQ-Rahmenwerk
Organisation von Informationen	Binäre Warnungen oder Checklisten	Risikobewertungen und Wahrscheinlichkeiten	Freitext-Erzählungen	Strukturierte, kategorisierte Ausgaben mit logischem Fluss
Anpassungsfähigkeit	Begrenzt auf vordefinierte Regeln	Minimale Anpassung nach der Einführung	Gewisse Anpassung an lokale Muster	Kontinuierliche Personalisierung durch iteratives Feedback
Präsentation von Beweisen	Feste Verweise auf Leitlinien	Statistische Konfidenzintervalle	Zitate zu relevanter Literatur	Hierarchische Evidenzpräsentation mit transparenter Argumentation
Messung der Qualität	Getrennte Systeme von klinischen Empfehlungen	Begrenzte oder keine Integration von Qualitätsmetriken	Selten integriert	Eingebaute Qualitätsmetriken und regulatorische Anpassung
Integration von Arbeitsabläufen	Unterbrechungsbasierte Warnungen	Erfordert separate Überprüfungssitzung	Variable Integrationsmuster	Entwickelt, um den klinischen Denkprozess und die Visite widerzuspiegeln
Lernmechanismus	Manuelle Aktualisierungen erforderlich	Regelmäßige Umschulungszyklen	Variert je nach Implementierung	Einbindung und Anpassung von Rückmeldungen in Echtzeit
Ausgabeformat	Hohe Standardisierung, geringe Flexibilität	Mäßige Standardisierung	Geringe Standardisierung, hohe Flexibilität	Ausgewogene Standardisierung mit kontextbezogener Flexibilität
Nutzung des klinischen Kontexts	Beschränkt auf strukturierte Datenelemente	Hauptsächlich strukturierte Daten mit etwas Text	Variable Nutzung des klinischen Kontexts	Umfassende Integration von strukturierten und unstrukturierten Daten
Erklärbarkeit	Transparente regelbasierte Logik	Variable "Blackbox"-Elemente	Natürlichsprachliche Erklärungen mit variabler Zuverlässigkeit	Strukturierte Erklärungen mit Evidenzhierarchien
Integration mit Qualitätsmaßnahmen	Minimale Integration mit Qualitätsmetriken	Einige Möglichkeiten zur Qualitätsberichterstattung	Begrenzte Integration des Qualitätsrahmens	Umfassende Integration von Qualitätskennzahlen
Unterstützung der Antibiotika-Stewardship	Grundlegende Überprüfung der Einhaltung von Leitlinien	Analyse der Widerstandsmuster	Variable Betreuungsmerkmale	Vielfältige Stewardship-Unterstützung mit lokaler Anpassung

CDSS: Clinical Decision Support Systems (Systeme zur Unterstützung klinischer Entscheidungen); DETNQ: Diagnosis, Evidence, Treatment Plan, Notes, Quality (Diagnose, Nachweis, Behandlungsplan, Hinweise, Qualität); LLM: Large Language Models (große Sprachmodelle); ML: Machine Learning (maschinelles Lernen).

Der DETNQ-Rahmen würde durch ein System zur Bewertung der Vertrauenswürdigkeit erweitert, das jeder Empfehlung eine numerische Metrik zuordnet. Dieses Bewertungssystem würde auf einer Skala von 0-100 arbeiten, wobei 100 für die Empfehlungen mit dem höchsten Vertrauen und 0 für die mit dem niedrigsten Vertrauen steht. Der Konfidenzwert würde den Klinikern bei der Bewertung der Empfehlungen einen zusätzlichen Kontext bieten und ihnen helfen, zu entscheiden, wann eine zusätzliche Überprüfung oder ein alternativer Ansatz gerechtfertigt ist.

Kontinuierliches Lernen und klinisches Feedback

Eine grundlegende Neuerung des 3RDI-Rahmens ist der vorgeschlagene Ansatz für kontinuierliches Lernen durch klinisches Feedback. Im Gegensatz zu statischen CDSS, die nach der Einführung unverändert bleiben, würde 3RDI eine strukturierte Feedbackschleife beinhalten, um eine kontinuierliche Verbesserung und Anpassung an die klinischen Gegebenheiten zu gewährleisten. Der vorgesehene Feedback-Mechanismus ist in Tabelle 6 dargestellt.

Abbildung 1 veranschaulicht eine konzeptionelle Benutzeroberfläche für diesen Feedback-Mechanismus, die zeigt, wie Kliniker die Ausgabe des Modells bearbeiten könnten, um die Genauigkeit zu verbessern.

Dieser Ansatz würde es nicht nur Fachleuten ermöglichen, ungenaue Ausgaben zu korrigieren, sondern auch eine Möglichkeit bieten, das Modell an die Anforderungen verschiedener Benutzergruppen oder Institutionen anzupassen. Beispielsweise könnten einige Krankenhäuser oder Kliniker es vorziehen, Patienten mit Harnwegsinfektionen Cefepime anstelle von Ceftazidim zu verschreiben. Das 3RDI-Modell wäre darauf ausgelegt, solche Muster im Laufe der Zeit zu erkennen und Anpassungen für bestimmte Nutzergruppen vorzunehmen.

Der gesamte Weg des Nutzers von der ersten Anmeldung bis zum Erhalt von KI-gestützten Empfehlungen ist in Abbildung 2 dargestellt, die einen neunstufigen Prozess von der Anmeldeseite der Plattform bis zum Erhalt der Modellantwort im DETNQ-Format für einen neuen Patienten veranschaulicht.

Mögliche Innovationen, Vorteile und Grenzen

Der konzeptionelle Rahmen von 3RDI stellt mehrere potenzielle Innovationen vor, die bestehende Herausforderungen im CDSS angehen könnten, insbesondere bei der Diagnose und Behandlung von Harnwegsinfektionen. In diesem Abschnitt werden die theoretischen Vorteile und praktischen Grenzen der Umsetzung eines solchen Rahmens in der realen klinischen Welt untersucht.

Edit Draft

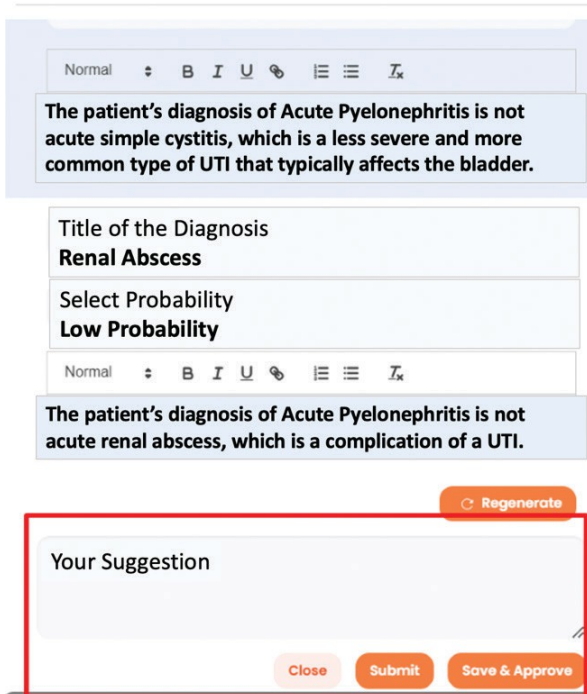


Abb. 1. Ein konzeptionelles Beispiel für die Evidenzkomponente im DETNQ-Ausgangsrahmen. DETNQ: Diagnose, Evidenz, Behandlungsplan, Notizen, Qualität.

Tabelle 6. Der vorgesehene Feedback-Mechanismus würde wie folgt funktionieren.

Faktor	Feedback-Mechanismus
KI-generierte Empfehlungen	Das System würde Erklärungen und Vertrauenswerte anzeigen.
Kliniker	überprüfen jeden Vorschlag und entscheiden, ob sie die Informationen akzeptieren oder ändern möchten.
Manuelles Außerkraftsetzen	Falls erforderlich, wird vorgeschlagen, dass der Arzt eine Diagnose oder Behandlung manuell überschreiben kann, indem er eine alternative klinische Entscheidung auf der Grundlage folgender Kriterien trifft ihr Fachwissen. Überschreitungen würden protokolliert und gespeichert, so dass das System Unstimmigkeiten nachverfolgen und künftige Antworten verbessern kann.

AI: Künstliche Intelligenz.

Tagweiser iterativer Ansatz

Dieser Ansatz würde sich in den natürlichen Arbeitsablauf der täglichen Patientenvisite einfügen und möglicherweise dynamische Behandlungsanpassungen auf der Grundlage von Patientenreaktionen ermöglichen, während die kognitive Belastung durch die Darstellung von Informationen in vertrauten klinischen Mustern verringert wird.

Klinische Anpassung in Echtzeit

Ein solches System könnte sich automatisch an die institutionellen Antibiotika-Präferenzen anpassen, aus lokalen Resistenzmustern lernen und Empfehlungen für bestimmte

Patientenpopulationen anpassen. Durch die Anpassung an die Verfügbarkeit von Ressourcen, die Möglichkeiten der Einrichtung und regionale Gesundheitsrichtlinien könnte das System in verschiedenen klinischen Umgebungen eingesetzt werden.

Kontinuierlich lernendes System

Als CLS würde 3RDI Modellaktualisierungen in Echtzeit auf der Grundlage von klinischem Feedback beinhalten, wodurch es potenziell an sich entwickelnde klinische Erkenntnisse und Standards angepasst werden kann. Die CLS im Gesundheitswesen ermöglichen es den Modellen, sich anzupassen und zu verbessern, was die Diagnosepräzision verbessern könnte.²²Die Fähigkeit, neue medizinische Erkenntnisse automatisch zu berücksichtigen und sich dynamisch an veränderte klinische Muster anzupassen, könnte dazu beitragen, dass der Diagnoseprozess genau und zuverlässig bleibt.

Mensch-KI-Zusammenarbeit

Die Integration von menschlichem Fachwissen mit KI-gesteuerten Systemen bietet eine potenziell starke Synergie, die die Genauigkeit der Diagnose und Entscheidungsfindung maximieren könnte. Es hat sich gezeigt, dass der Einsatz von KI-gesteuerten CDSS in Verbindung mit menschlichem Fachwissen die Arbeitsbelastung der Labore verringert und den Bedarf an unnötigen Urinkulturen und Antibiotikaverschreibungen senkt.²³Während menschliche Kliniker kontextbezogenes Verständnis, Intuition und Erfahrung mitbringen, zeichnen sich KI-Systeme durch die Verarbeitung großer Datenmengen und die Erkennung von Mustern aus, die für Menschen schwer zu erkennen sind.

Klinische Konfidenzmetriken

Die Einbeziehung von Vertrauensmetriken, wie dem vorgeschlagenen Perplexity-Score-System, könnte für Transparenz in der KI-Entscheidungsfindung sorgen und Klinikern bei der Priorisierung von zu prüfenden Fällen, bei der Risikostratifizierung in komplexen Szenarien und bei der Entscheidung, wann die Behandlung eskaliert, helfen.

Mögliche Vorteile für das Gesundheitssystem

Bei erfolgreicher Implementierung könnte das 3RDI-Framework potenziell mehrere systemweite Verbesserungen bieten:

Optimierung der Arbeitsabläufe

Ein richtig konzipiertes System könnte den Zeitaufwand für die Diagnose und Dokumentation von Harnwegsinfektionen verringern, die klinische Entscheidungsfindung rationalisieren, die Kommunikation im Pfltegeam verbessern, den Verwaltungsaufwand verringern und die Effizienz der klinischen Dokumentation steigern.

Verbesserungen bei der Ressourcenallokation

Zu den theoretischen Vorteilen könnten eine Verringerung der Laboruntersuchungen, eine Optimierung des Antibiotikaeinsatzes, eine bessere Inanspruchnahme von Fachärzten, weniger Besuche in der Notaufnahme und eine effizientere Nutzung der Pflegeressourcen gehören.

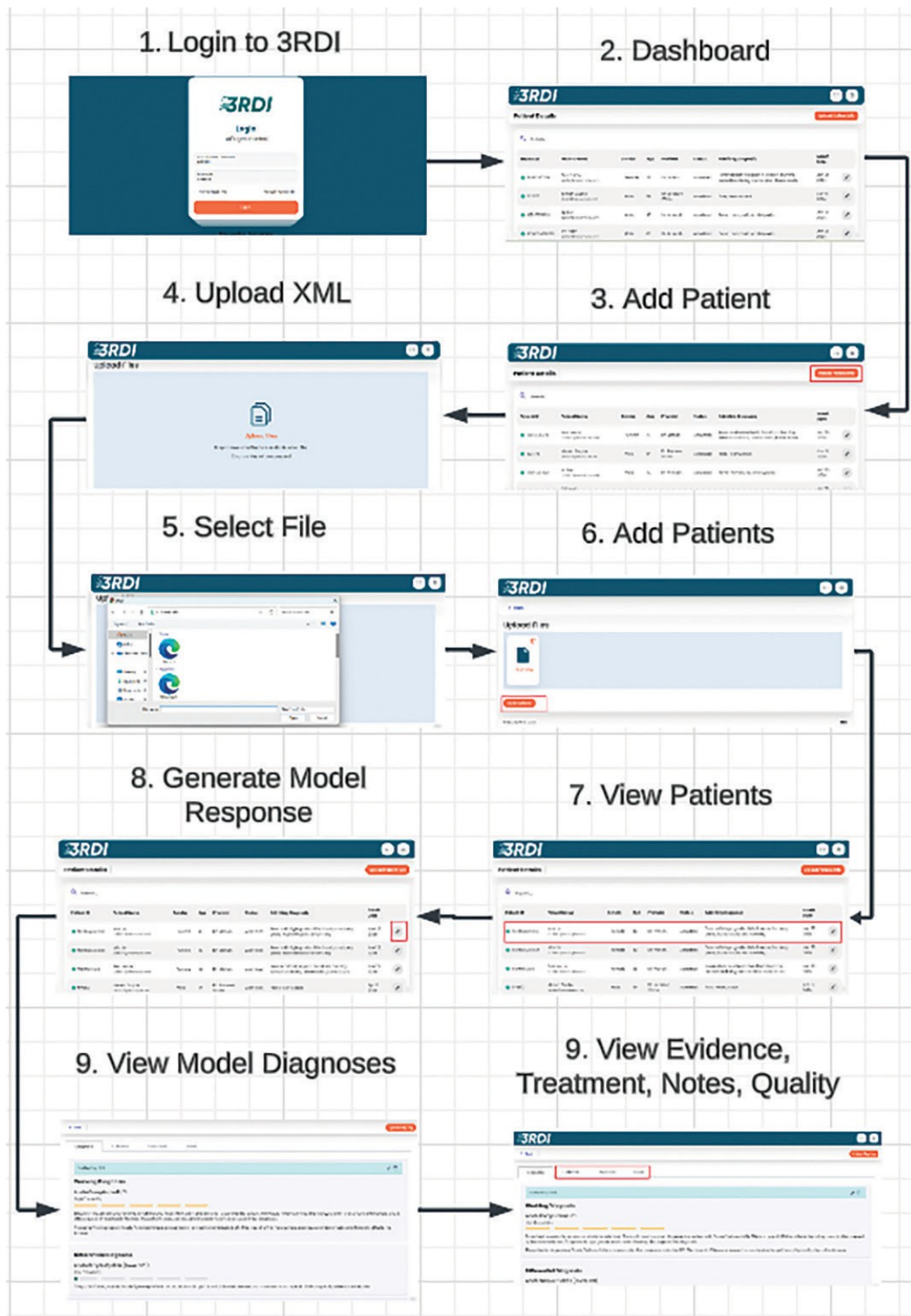


Abb. 2. Ein neunstufiger Prozess von der Anmeldeseite der Plattform bis zum Erhalt der Modellantwort im DETNQ-Format für einen neuen Patienten. 3RDI: ein automatischer Fotoapparat; DETNQ: Diagnose, Befund, Behandlungsplan, Anmerkungen, Qualität; XML: eXtensible Markup Language.

Kostenreduzierung durch Genauigkeit

Zu den potenziellen wirtschaftlichen Vorteilen gehören weniger vermeidbare Krankenhausaufenthalte im Zusammenhang mit Harnwegsinfektionen, eine kürzere Verweildauer der eingewiesenen Patienten, geringere Einweisungsraten, niedrigere Kosten im Zusammenhang mit Antibiotikaresistenzen und eine bessere Kostenerstattung aufgrund einer besseren Dokumentation.

Verbesserungen bei Qualität und Sicherheit

Ein solches System könnte die Zahl der Fehler bei der Verschreibung von Antibiotika verringern, die Einhaltung klinischer Richtlinien verbessern, die Einhaltung von Qualitätsmaßnahmen fördern, die Patientenzufriedenheit erhöhen und das medizinisch-rechtliche Risiko durch eine standardisierte Dokumentation verringern.

Herausforderungen bei der Umsetzung

Die praktische Umsetzung des 3RDI-Rahmens wäre mit mehreren erheblichen Herausforderungen verbunden:

Technische Integration

Die Integration in bestehende elektronische Patientendatensysteme (EHR) bleibt komplex und erfordert eine sorgfältige API-Entwicklung, Datenzuordnung und Workflow-Analyse. Verschiedene Einrichtungen des Gesundheitswesens verwenden verschiedene EHR-Plattformen mit unterschiedlichen Datenstrukturen, was flexible Integrationsansätze erforderlich macht.

Rechnerische Anforderungen

Zwar könnten Cloud-basierte Bereitstellungsoptionen die Hardwarebeschränkungen abmildern, doch die Gewährleistung einer zuverlässigen Leistung mit geringer Latenzzeit in verschiedenen Einrichtungen des Gesundheitswesens würde eine sorgfältige Architekturplanung und Ressourcenzuweisung erfordern.

Diversität der Trainingsdaten

Um sicherzustellen, dass das System bei unterschiedlichen Patientenpopulationen eine gleichmäßige Leistung erbringt, muss die Zusammensetzung der Trainingsdaten sorgfältig geprüft werden. Verzerrungen in den Trainingsdaten könnten zu ungleicher Leistung in verschiedenen demografischen Gruppen führen.

Regulatorische Navigation

KI-gesteuerte Instrumente zur klinischen Entscheidungsunterstützung unterliegen immer strengeren gesetzlichen Vorschriften. Bei der Implementierung des Rahmens müssen klare Wege zur Einhaltung der Vorschriften beschriftet werden, einschließlich geeigneter Validierungsstudien und Dokumentation.

Management der Veränderungen

Die vielleicht größte Herausforderung ist die Bewältigung des kulturellen Wandels, der für die Übernahme durch die Kliniker erforderlich ist. Widerstände gegen KI-gestützte Instrumente sind nach wie vor weit verbreitet und erfordern durchdachte Implementierungsstrategien, die das klinische Urteilsvermögen nicht ersetzen, sondern ergänzen.

Beschränkungen des vorgeschlagenen Rahmens

Im konzeptionellen Rahmen des 3RDI müssen mehrere wichtige Einschränkungen anerkannt werden:

KI-Halluzination und Ungewissheit

Wie alle LLMs könnte jede Implementierung dieses Rahmens potenziell Antworten generieren, die auf unvollständigen oder mehrdeutigen Eingabedaten basieren. Um dies abzuschwächen, wären Mechanismen zur Vertrauensbewertung und zur Überwachung durch den Kliniker wesentliche Bestandteile einer jeden Implementierung.

Bedarf an klinischer Validierung

Der Rahmen bleibt theoretisch und bedarf vor seiner Einführung einer umfassenden klinischen Validierung. Künftige Implementierungen würden prospektive Studien und randomisierte kontrollierte Versuche erfordern, um die Robustheit und Sicherheit der Empfehlungen zu gewährleisten.

Herausforderungen bei der Einführung und beim Vertrauen der Anbieter

Kliniker könnten zögern, sich auf KI-generierte Empfehlungen zu verlassen, da sie Fehlinterpretationen oder Verzerrungen bei der Entscheidungsfindung befürchten. Jede Implementierung müsste das Lernen der Kliniker einbeziehen, damit die Anwender die Ergebnisse ändern und die Genauigkeit des Modells im Laufe der Zeit verbessern können.

Regulatorischer Status

Das 3RDI ist als klinisches Entscheidungsinstrument und nicht als medizinisches Gerät konzipiert, d. h. es dient der Ergänzung des klinischen Urteils, anstatt es zu ersetzen. Alle Empfehlungen bedürfen der Überprüfung und Genehmigung durch qualifiziertes medizinisches Fachpersonal, so dass der Arzt weiterhin die letzte Entscheidungsinstanz im Diagnose- und Behandlungsprozess ist. Dieser Gestaltungsansatz entspricht den derzeitigen rechtlichen Unterscheidungen zwischen CDSS und medizinischen Geräten.

Anforderungen an Datenschutz und Sicherheit

Der Umgang mit sensiblen Patientendaten würde robuste Sicherheitsmaßnahmen und die Einhaltung von Vorschriften wie HIPAA erfordern. Jede Implementierung würde eine sorgfältige Konzeption von Datenschutzmechanismen, Zugangskontrollen und Prüfpfaden erfordern.

Das Potenzial von KI-Systemen, bestehende Ungleichheiten in der Gesundheitsversorgung aufrechtzuerhalten oder zu verstärken, stellt ein erhebliches ethisches Problem dar, das bei jeder Implementierung des 3RDI-Rahmens proaktiv angegangen werden muss. Unser Konzept sieht zwar das Feedback von Klinikern als einen Mechanismus zur Korrektur von Modellergebnissen vor, aber wir sind uns bewusst, dass dieser Ansatz allein nicht ausreicht, um eine gerechte Leistung für unterschiedliche Patientengruppen zu gewährleisten.

Ein umfassender Ansatz zur Verringerung von Verzerrungen würde mehrere Strategien erfordern, die während des gesamten Entwicklungs- und Einführungsprozesses umgesetzt werden (Tabelle 7).

Der Rahmen würde auch ein "Fairness-Dashboard" umfassen, das die Systemleistung über verschiedene Patientenpopulationen hinweg kontinuierlich überwacht und auf entstehende Ungleichheiten hinweist, die sofort behoben werden müssen. Dieser vielschichtige Ansatz trägt der Tatsache Rechnung, dass die Berücksichtigung der gesundheitlichen Chancengleichheit in KI-Systemen bewusste Designentscheidungen in jeder Entwicklungs- und Implementierungsphase erfordert, anstatt sich ausschließlich auf nachträgliche Korrekturen durch Kliniker zu verlassen.

Zukünftige Forschungsrichtungen und Überlegungen zur technischen Umsetzung

Der konzeptionelle Rahmen von 3RDI bietet mehrere Anhaltspunkte für künftige Forschung und Entwicklung. Zukünftige Arbeiten sollten eine rigorose Validierung mit retrospektiven und prospektiven Ansätzen beinhalten. Zunächst würde eine retrospektive Validierung mit anonymisierten realen Patientendaten Einblicke in die potenzielle Leistungsfähigkeit des Rahmens liefern. Anschließend könnten prospektive klinische Studien durchgeführt werden, in denen die KI-gestützte Diagnose und Behandlung mit Standardbehandlungsmethoden verglichen wird. Was eine vorgeschlagene technische Implementierung beinhalten würde, ist in Anhang F dargestellt.

Dieser Pseudocode stellt einen High-Level-Implementierungsansatz dar, der zu einem funktionierenden Prototyp für Validierungsstudien weiterentwickelt werden könnte. Die tatsächliche Umsetzung würde insbesondere eine sorgfältige Gestaltung der einzelnen Komponenten erfordern:

Prompt-Engineering-Ansatz

Methoden zur Konstruktion effektiver medizinischer Prompts, die dem LLM strukturierte Argumente entlocken und gleichzeitig klinische Relevanz beibehalten. Dazu gehört die Entwicklung von Prompts, die das Modell dazu anregen, der DETNQ-Struktur zu folgen und gleichzeitig relevantes medizinisches Wissen einzubeziehen.

Verwaltung von Kontextfenstern

Techniken zur effizienten Verarbeitung umfassender Patientengeschichten innerhalb der begrenzten Kontextfenster aktueller LLMs. Dazu gehören Priorisierungsalgorithmen für die Auswahl der wichtigsten Patienteninformationen bei komplexen Fällen.

Berechnung des Konfidenzwerts

Mathematische Ansätze zur Quantifizierung des Vertrauens auf der Grundlage von Modell-Perplexität, Konsistenz der Schlussfolgerungen und Evidenzstärke. Dazu gehört auch die Entwicklung von Metriken, die mit der klinischen Genauigkeit korrelieren.

Mechanismen zur Integration von Rückmeldungen

Technische Ansätze für die Verarbeitung von Rückmeldungen von Klinikern und deren Einbeziehung in die Modellverbesserung, sowohl für die unmittelbare Verfeinerung von Antworten als auch für langfristiges Lernen.

Erweiterung des Rahmens

Obwohl der Schwerpunkt zunächst auf Harnwegsinfektionen lag, könnte die zugrunde liegende Architektur auch auf andere Infektionskrankheiten und klinische Zustände ausgedehnt werden. Eine Untersuchung der Übertragbarkeit der DETNQ-Struktur und der Feedback-Mechanismen auf andere Bereiche wäre wertvoll. Abbildung 2 zeigt die vorgeschlagene Systemarchitektur mit den Datenflüssen zwischen den Komponenten, die eine visuelle Darstellung des Zusammenspiels der verschiedenen Elemente des Rahmens in einer potenziellen Implementierung bieten.

Entwicklung einer Validierungsmethodik

Die Entwicklung standardisierter Methoden zur Bewertung von KI-gesteuerten CDSS bleibt eine ständige Herausforderung. Künftige Forschungsarbeiten sollten sich auf die Entwicklung spezifischer Validierungsprotokolle konzentrieren, die sowohl technische Leistungskriterien (z. B. Diagnosegenauigkeit und Angemessenheit der Behandlung) als auch den klinischen Nutzen (z. B. Workflow-Integration, Benutzerzufriedenheit und Auswirkungen auf die Patientenergebnisse) bewerten.

Solche Protokolle könnten Folgendes umfassen: (1) vergleichende Leistungstests (mehrarmige Studien, in denen KI-gestützte Diagnosen mit herkömmlichen klinischen Pfaden und anderen Entscheidungsunterstützungsinstrumenten verglichen werden), (2) Simulationsstudien (unter Verwendung synthetischer Patientenfälle mit bekannter Grundwahrheit, um die diagnostische Genauigkeit bei verschiedenen Präsentationen zu bewerten), (3) Bewertung der Benutzererfahrung (strukturierte Bewertungen der Interaktionsmuster von Klinikern, der kognitiven Belastung und der Zufriedenheit mit den Systemergebnissen) und (4) Bewertung der langfristigen Auswirkungen (Längsschnittstudien, in denen Veränderungen in den klinischen Praxismustern, Antibiotika-Stewardship-Kennzahlen und Patientenergebnisse nach der Systemimplementierung bewertet werden).

Erweiterungen der Erklärbarkeit von Modellen

Die Entwicklung verbesserter Methoden, um KI-Schlussfolgerungen für Kliniker transparent und verständlich zu machen, ist eine wichtige Forschungsrichtung. Dazu könnten visuelle Erklärungen der diagnostischen Schlussfolgerungen und der Evidenzgewichtung gehören. Zukünftige Arbeiten könnten erforscht werden:

Zukünftige Arbeiten könnten (1) Tools zur Visualisierung von Evidenz (grafische Darstellungen der Beziehung zwischen Symptomen, Laborwerten und diagnostischen Schlussfolgerungen), (2) Konfidenzzuweisung (Methoden zur Mitteilung, welche spezifischen Datenelemente die Empfehlungen des Systems am meisten beeinflusst haben), (3) Analyse alternativer Szenarien (Tools, mit denen Kliniker untersuchen können, wie sich verschiedene klinische Befunde auf die Empfehlungen auswirken könnten) und schließlich (4) diagnostische Argumentationspfade (visuelle Darstellung der logischen Schritte von den Daten zur Schlussfolgerung) untersuchen.

Strategien zur Vermeidung von Verzerrungen

Die Erforschung spezifischer Techniken zur Erkennung und Abschwächung von Verzerrungen in klinischen KI-Systemen würde die Umsetzung dieses Rahmens stärken. Dies umfasst sowohl technische Ansätze zur Erkennung von Verzerrungen als auch Prozessverbesserungen bei der Modellentwicklung und -validierung.

Tabelle 7. Ein umfassender Ansatz zur Verringerung von Verzerrungen, der während des gesamten Entwicklungs- und Einführungsprozesses umgesetzt wird.

Strategien	Prozesse
Datensatzentwicklung und -kuratierung	<ul style="list-style-type: none"> • Sicherstellung der demografischen Ausgewogenheit in Bezug auf Ethnie, Ethnizität, Alter, Geschlecht und sozioökonomischen Status. • Oversampling von historisch unterrepräsentierten Bevölkerungsgruppen, um einer möglichen Datenknappheit entgegenzuwirken. • Einbeziehung verschiedener klinischer Präsentationen und Sonderfälle in allen Bevölkerungsgruppen. • Regelmäßige Überprüfung der Trainingsdaten auf implizite Verzerrungen.
Ansätze zur Modellentwicklung	<ul style="list-style-type: none"> • Implementierung technischer Fairness-Beschränkungen während der Modellschulung. • Durchführung regelmäßiger Analysen zur Aufschlüsselung der Leistung nach demografischen Untergruppen. • Einsatz spezieller Methoden zur Erkennung von Verzerrungen für Anwendungen im Gesundheitswesen. • Festlegung von Mindestanforderungen an die Leistung für alle demografischen Gruppen.
Steuerung und Aufsicht	<ul style="list-style-type: none"> • Einrichtung diverser Expertengremien für die Modellbewertung, darunter Spezialisten für gesundheitliche Chancengleichheit. • Einbeziehung von Patientenvertretern aus verschiedenen Gemeinschaften in die Systemgestaltung und -bewertung. • Einrichtung laufender Überwachungssysteme zur Verfolgung der Ergebnisse in verschiedenen Patientenpopulationen. • Entwicklung expliziter Protokolle zur Identifizierung und Beseitigung von Leistungsunterschieden.

Zu den vorrangigen Forschungsbereichen gehören die demografische Leistungsprüfung (Methoden zur systematischen Bewertung der Systemleistung in verschiedenen Patientengruppen), fairnessbewusste Trainingstechniken (algorithmische Ansätze, die ein Gleichgewicht zwischen Genauigkeit und gleichmäßiger Leistung in verschiedenen Gruppen herstellen), die Generierung synthetischer Daten (Techniken zur Erweiterung von Trainingsdaten, um die Repräsentation unterrepräsentierter Gruppen zu verbessern) und kontinuierliche Überwachungsrahmen (Methoden zur Erkennung von sich abzeichnenden Verzerrungen bei der Entwicklung der Systemleistung).

Schlussfolgerung

Der konzeptionelle Rahmen von 3RDI stellt einen zukunftsorientierten Ansatz für KI-gesteuerte CDSS für Erkrankungen wie Harnwegsinfektionen dar. Durch die vorgeschlagene Integration von LLMs, ML-Algorithmen und iterativen Feedback-Schleifen sieht dieser Rahmen Systeme vor, die den Diagnoseprozess verbessern und personalisierte Echtzeit-Empfehlungen anbieten könnten, die auf das einzigartige medizinische Profil jedes Patienten abgestimmt sind.

Der im Rahmenwerk vorgeschlagene iterative Ansatz spiegelt den natürlichen Arbeitsablauf der klinischen Visite wider und ermöglicht möglicherweise dynamische Aktualisierungen von Diagnosen und Behandlungsplänen, wenn neue Patientendaten verfügbar werden. Dieser zeitliche Verarbeitungsansatz stellt einen bedeutenden konzeptionellen Fortschritt gegenüber den traditionellen statischen CDSS-Modellen dar und bietet einen Weg zu einer kontinuierlichen, adaptiven Reaktion auf die sich entwickelnde Art der Patientenversorgung.

Eine Schlüsselinnovation ist das CLS-Konzept, das Echtzeit-Feedback von Klinikern zur Verfeinerung der Algorithmen einbezieht. Im Gegensatz zu herkömmlichen CDSS, die periodenweise manuelle Aktualisierungen erfordern, könnte diese Feedback-Schleife eine sofortige Modellverbesserung und einrichtungsspezifische Anpassung ermöglichen und die Grenzen standardisierter, nicht anpassbarer Empfehlungen überwinden. Diese kollaborative Dynamik zwischen KI und Klinikern könnte die klinische Genauigkeit erhöhen und gleichzeitig die Effizienz der Entscheidungsfindung steigern.

Darüber hinaus bietet die vom Rahmenwerk eingeführte DETNQ-Struktur ein organisiertes Ausgabeformat, das die klinische Entscheidungsfindung unterstützt und gleichzeitig die Einhaltung von Qualitätsmaßnahmen gewährleistet. Die Einbeziehung von Konfidenzbewertungen, Qualitätskennzahlen und standardisierten Dokumentationsleitfäden stellt einen konzeptionellen Fortschritt gegenüber den bestehenden CDSS-Outputs dar und erfüllt die kritischen Anforderungen an Transparenz, Konfidenzbewertung und regulatorische Anpassung.

Die potenziellen Vorteile der Implementierung des 3RDI-Rahmens gehen über die Behandlung von Harnwegsinfektionen hinaus und bieten Möglichkeiten zur Rationalisierung klinischer Arbeitsabläufe durch die Reduzierung unnötiger Labortests und Antibiotikaverschreibungen, wodurch die Antibiotikasteuerung unterstützt wird. Bei erfolgreicher Implementierung und Validierung könnten solche Systeme auf andere Infektionskrankheiten ausgeweitet werden, um einen skalierbaren Ansatz für umfassende KI-gesteuerte CDSS zu schaffen.

Durch die Förderung einer Vision für Präzisionsmedizin durch die sich entwickelnde Synergie von KI und menschlichem Fachwissen schlägt das 3RDI-Framework eine Richtung für intelligente, reaktionsfähige Systeme zur Unterstützung der Gesundheitsversorgung vor, die Ressourcen optimieren und gleichzeitig die Patientenergebnisse verbessern könnten. Es sind jedoch noch erhebliche Forschungs-, Validierungs- und Implementierungsarbeiten erforderlich, bevor diese theoretischen Vorteile in der klinischen Praxis umgesetzt werden können.

Unser Ansatz erkennt ausdrücklich an, wie wichtig es ist, Überlegungen zur gesundheitlichen Chancengleichheit und zur Verringerung von Verzerrungen durch umfassende Strategien zu berücksichtigen, die über das bloße Verlassen auf das Feedback von Klinikern hinausgehen. Durch die Einbeziehung strenger technischer und Governance-Ansätze zur Sicherstellung einer fairen Leistung in verschiedenen Bevölkerungsgruppen soll der Rahmen neben klinischer Effizienz und Genauigkeit auch die gesundheitliche Chancengleichheit fördern.

Mit Blick auf die Zukunft bietet das 3RDI-Framework einen Entwurf dafür, wie KI und menschliches Fachwissen zusammenarbeiten könnten, um die Gesundheitsversorgung für eine der häufigsten Erkrankungen in der Medizin zu verbessern. Die hier vorgestellten Konzepte können bei der Entwicklung von CDSS der nächsten Generation

die nicht nur intelligenter, sondern auch anpassungsfähiger, transparenter und gerechter sind als die derzeitigen Ansätze.

Zu den Richtlinien könnte gehören, dass die Forschung nicht mehr als ein minimales Risiko für die Versuchspersonen birgt, dass sie ohne die beantragte Verzichtserklärung oder Änderung praktisch nicht durchgeführt werden könnte und dass die Forschung identifizierbare private Informationen oder identifizierbare Bioproben verwendet, wobei die Forschung ohne die Verwendung solcher Informationen oder Bioproben in einem identifizierbaren Format praktisch nicht durchgeführt werden könnte. Darüber hinaus wird der Verzicht oder die Änderung die Rechte und das Wohlergehen der Versuchspersonen nicht beeinträchtigen, und gegebenenfalls werden den Versuchspersonen oder den gesetzlich bevollmächtigten Vertretern nach der Teilnahme zusätzliche sachdienliche Informationen zur Verfügung gestellt.

Interessenkonflikte

Der Autor Dr. Amar Gupta ist Mitglied des Redaktionsausschusses von THMT. Er hat sich vom Peer-Review- und Entscheidungsfindungsprozess disqualifiziert.

Mitwirkende

Manoj Jain: Konzeptualisierung, Methodik, Schreiben, Überprüfung, Redaktion, Überwachung, Projektverwaltung. Hiren Pokharna: Methodik, Datenkuratierung. Sridhar Sunkara: Software, Validierung, formale Analyse, Datenpflege. Sanjeev Bora: Software, Validierung, formale Analyse, Visualisierung, Überprüfung, Bearbeitung. Kiran Ponamgi: Software, Validierung, Datenkuratierung, Visualisierung. Rohan Dang Sharma: Untersuchung, Ressourcen, Schreiben, Überarbeitung, Redaktion. Amar Gupta: Konzeptualisierung, Überwachung, Projektverwaltung, Überprüfung und Bearbeitung. Alle Autoren haben die veröffentlichte Version des Manuskripts gelesen und ihr zugestimmt.

Datenverfügbarkeitserklärung (DAS), gemeinsame Nutzung von Daten, Reproduzierbarkeit und Datenrepositorien

Die Daten, die die Ergebnisse dieser Studie untermauern, sind auf Anfrage bei dem entsprechenden Autor, Manoj Jain, erhältlich.

Anwendung von KI-generiertem Text oder verwandter Technologie

KI wurde zur Unterstützung bei der Erstellung der Zusammenfassung und der Klartext-Zusammenfassung eingesetzt.

Danksagungen

Keine

Referenzen

1. Mebrahtu TF, Skyrme S, Randell R, Keenan A-M, Bloor K, Yang H, et al. Effects of computerised clinical decision support systems (CDSS) on nursing and allied health professional performance and patient outcomes: a systematic review of experimental and observational studies. *BMJ Open*. 2021;11(12):e053886. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2021-053886>
2. Zhao C, Liang N, Zhang H, Li H, Yang Y, Zong X, et al. Harnessing the power of clinical decision support systems: challenges and opportunities. *Open Heart*. 2023;10(2):e002432. <https://doi.org/10.1136/openhrt-2023-002432>
3. Ozkan IA, Koklu M, Sert IU. Diagnose von Harnwegsinfektionen auf der Grundlage von Methoden der künstlichen Intelligenz. *Comput Methods Programs Biomed*. 2018;166:51-59. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.10.007>
4. Elhaddad M, Hamam S. KI-gesteuerte klinische Entscheidungsunterstützungssysteme: eine kontinuierliche Verfolgung des Potenzials. *Cureus*. 2024;16(4):e57728. <https://doi.org/10.7759/cureus.57728>
5. Naik N, Talyshinskii A, Shetty DK, Hameed BMZ, Zhankina R, Somani BK. Intelligente Diagnose von Harnwegsinfektionen: Ist künstliche Intelligenz die Lösung auf der Überholspur? *Curr Urol Rep*. 2023;25(1):37-47. <https://doi.org/10.1007/s11934-023-01192-3>
6. Xu R, Deebel N, Casals R, Dutta R, Mirzazadeh M. A new gold rush: a review of current and developing diagnostic tools for urinary tract infections. *Diagnostics*. 2021;11(3):479. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11030479>
7. Hojat LS, Saade EA, Hernandez AV, Donskey CJ, Deshpande A. Können elektronische klinische Entscheidungshilfesysteme die Diagnose von Harnwegsinfektionen verbessern? Eine systematische Überprüfung und Meta-Analyse. *Open Forum Infect Dis*. 2022;10(1):ofac691. <https://doi.org/10.1093/ofid/ofac691>
8. McDermott KW, Jiang HJ. Merkmale und Kosten von potenziell vermeidbaren stationären Aufenthalten, 2017. Rockville, MD: Agency for Healthcare Research and Quality (US); 2006.
9. Burton RJ, Albur M, Eberl M, Cuff SM. Einsatz künstlicher Intelligenz zur Verringerung der diagnostischen Arbeitsbelastung ohne Beeinträchtigung der Erkennung von Harnwegsinfektionen. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2019;19(1):171. <https://doi.org/10.1186/s12911-019-0878-9>
10. Computer-Based Medical Consultations: MYCIN. In: Edward H. Shortliffe, Herausgeber. New York: Elsevier; 1976. 286 Seiten. ISBN-10: 0444569693. ISBN-13: 978-0444569691
11. Berner ES. Klinische Entscheidungsunterstützungssysteme: Theorie und Praxis. Springer Science & Business Media; (2nded.). New York: Springer Verlag; 2007.
12. de Vries S, Doesschate TT, Totté JEE, Heutz JW, Loeffen YGT, Oosterheert JJ, et al. A semi-supervised decision support system to facilitate antibiotic stewardship for urinary tract infections. *Comp Biol Med*. 2022;146:105621. <https://doi.org/10.1016/j.cmbiomed.2022.105621>
13. Gupta GK, Singh A, Manikandan SV, Ehtesham A. Digital diagnostics: the potential of large language models in recognizing symptoms of common illnesses. *AI*. 2025;6(1):13. <https://doi.org/10.3390/ai6010013>
14. Ong JCL, Jin L, Elangovan K, Lim GYS, Lim DYZ, Sng GGR, et al. Development and testing of a novel large language model-based clinical decision support systems for medication safety in 12 clinical specialties. *arXiv preprint arXiv:2402.01741*, 2024 arxiv.org.
15. Liu S, Wright AP, Patterson BL, Wanderer JP, Turer RW, Nelson SD, et al. Using AI-generated suggestions from ChatGPT to optimize clinical decision support. *J Am Med Inform Assoc*. 2023;30(7):1237-45. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocad072>
16. Silcox C, Dentzer S, Bates DW. KI-gestützte Software zur Unterstützung klinischer Entscheidungen: eine "Vertrauens- und Wert-Checkliste" für Kliniker. *NEJM Catalyst*. 2020;1(6). <https://doi.org/10.1056/cat.20.0212>
17. Sutton RT, Pincock D, Baumgart DC, Sadowski DC, Fedorak RN, Kroeker KI. Ein Überblick über klinische Entscheidungsunterstützungssysteme: Vorteile, Risiken und Strategien für den Erfolg. *NPJ Digit Med*. 2020;3:17. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0221-y>

18. Richardson C, Robb KA, O'Connor RC. Eine systematische Überprüfung von suizidalem Verhalten bei Männern: Eine narrative Synthese von Risikofaktoren. *Soc Sci Med.* 2021;276:113831. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2021.1138>
19. Wang L, Zhang Z, Wang D, Cao W, Zhou X, Zhang P, et al. Human-centered design and evaluation of AI-empowered clinical decision support systems: a systematic review. *Front Comput Sci.* 2023;5:1187299. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2023.1187299>
20. Gomez-Cabello CA, Borna S, Pressman S, Haider SA, Haider CR, Forte AJ. Auf künstlicher Intelligenz basierende klinische Entscheidungsunterstützungssysteme in der Primärversorgung: ein Überblick über die derzeitigen klinischen Implementierungen. *Eur J Investig Health Psychol Educ.* 2024;14(3):685-98. <https://doi.org/10.3390/ejihpe14030045>
21. Laka M, Milazzo A, Merlin T. Faktoren, die die Einführung von klinischen Entscheidungsunterstützungssystemen (CDSS) für das Antibiotikamanagement beeinflussen. *Int J Environ Res Public Health.* 2021;18(4):1901. <https://doi.org/10.3390/ijerph18041901>
22. Flores E, Martínez-Racaj L, Blasco Á, Diaz E, Esteban P, López-Garrigós M, et al. A step forward in the diagnosis of urinary tract infections: from machine learning to clinical practice. *Comput Struct Biotechnol J.* 2024;24:533-41. <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2024.07.018>
23. Sahiner B, Friedman B, Linville C, Ipach C, Montgomery E, Alexander ES, et al. Perspectives and best practices for artificial intelligence and continuously learning systems in healthcare. Cincinnati, OH: Xavier University Library; 2018.
24. Talyshinskii A, Naik N, Hameed BMZ, Juliebo-Jones P, Somani BK. Potenzial von KI-gesteuerten Chatbots in der Urologie: Revolutionierung der Patientenversorgung durch künstliche Intelligenz. *Curr Urol Rep.* 2024;25(1):9-18. <https://doi.org/10.1007/s11934-023-01184-3>
25. Labkoff S, Oladimeji B, Kannry J, Solomonides A, Leftwich R, Koski E, et al. Toward a responsible future: recommendations for AI-enabled clinical decision support. *J Am Med Inform Assoc.* 2024;31(11):2730-9. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocae209>

Copyright-Eigentümerschaft: Dies ist ein Open-Access-Artikel, der in Übereinstimmung mit der Creative Commons Attribution Non-Commercial (CC BY-NC 4.0)-Lizenz verbreitet wird, die es anderen erlaubt, dieses Werk nicht-kommerziell zu verbreiten, anzupassen, zu verbessern und ihre abgeleiteten Werke zu anderen Bedingungen zu lizenzieren, vorausgesetzt, das Originalwerk wird ordnungsgemäß zitiert und die Nutzung ist nicht-kommerziell. Siehe <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>. Das Urheberrecht liegt bei den Autoren dieses Artikels.

Anhang

```

<MedicalHistory>
  <ChronicConditions>
    <Condition>
      <Name>Diabetes</Name><OnsetDate>2015-09-01</OnsetDate><Severity>Poorly Controlled</Severity><Treatments>
        <Treatment><Medication>Metformin</Medication><Dosage>1000mg twice daily</Dosage></Treatment>
        <Treatment><Medication>Insulin Glargine</Medication><Dosage>50 units daily</Dosage></Treatment>
      </Treatments>
      <LastVisit>2023-06-30</LastVisit>
    </Condition>
    <Condition>
      <Name>Atrial Fibrillation</Name><OnsetDate>2018-04-01</OnsetDate><Severity>Persistent</Severity>
      <Treatments>
        <Treatment><Medication>Metoprolol</Medication><Dosage>100mg twice daily</Dosage></Treatment>
      </Treatments>
      <LastVisit>2023-07-25</LastVisit>
    </Condition>
  </ChronicConditions>
  <SurgicalHistory>
    <Procedure>
      <Name>Prostatectomy</Name>
      <SurgeryDate>2020-03-30</SurgeryDate>
      <Surgeon>Dr. John Smith</Surgeon>
      <Hospital>University Hospital</Hospital>
      <Outcome>Successful</Outcome></Procedure>
    <Procedure>
      <Name>Prostatectomy</Name>
      <SurgeryDate>2020-03-30</SurgeryDate>
      <Surgeon>Dr. John Smith</Surgeon>
      <Hospital>University Hospital</Hospital>
      <Outcome>Successful</Outcome>
    </Procedure>
  </SurgicalHistory>
  <MedicationHistory>
    <Medication><Name>Lisinopril</Name><Dosage>20mg daily</Dosage><StartDate>2010-03-15</StartDate></Medication>
    <Medication><Name>Metformin</Name><Dosage>1000mg twice daily</Dosage><StartDate>2015-09-01</StartDate></Medication>
  </MedicationHistory>
  <AllergyHistory>
    <Allergy><Name>Penicillin</Name><Reaction>Hives</Reaction></Allergy>
  </AllergyHistory>
</MedicalHistory>

```

Anhang A. Ein Beispiel für XML (eXtensible Markup Language) für die Krankengeschichte.

```

<DailyLogs>
  <Day index="1">
    <Date>2024-06-30</Date>
    <Symptoms>
      <Symptom><Name>Hematuria</Name><Onset>2023-08-04</Onset><Severity>Moderate</Severity><Duration>2 days</Duration></Symptom>
      <Symptom><Name>Dysuria</Name><Onset>2023-08-05</Onset><Severity>Severe</Severity><Duration>1 day</Duration></Symptom>
    </Symptoms>
    <Vitals>
      <Vital><Name>Temperature</Name><Value>98.3</Value><Unit>Fahrenheit</Unit><TimeCollected>2023-08-06T08:00</TimeCollected></Vital>
      <Vital><Name>Pulse</Name><Value>101</Value><Unit>bpm</Unit><TimeCollected>2023-08-06T08:00</TimeCollected></Vital>
    </Vitals>
    <LabResults>
      <LabTest>
        <Name>WBC</Name>
        <Value>15.3</Value>
        <Unit>x109/L</Unit>
        <ReferenceRange><Low>4.0</Low><High>10.0</High></ReferenceRange>
        <Interpretation>Elevated</Interpretation>
        <CollectionTime>2023-08-06T07:30</CollectionTime>
      </LabTest>
      <LabTest>
        <Name>Hemoglobin</Name>
        <Value>12.2</Value>
        <Unit>g/dL</Unit>
        <ReferenceRange><Low>13.5</Low><High>17.5</High></ReferenceRange>
        <Interpretation>Low</Interpretation>
        <CollectionTime>2023-08-06T07:30</CollectionTime>
      </LabTest>
    </LabResults>
    <MedicationHistory>
      <Medication><Name>Lisinopril</Name><Dosage>20mg daily</Dosage><StartDate>2010-03-15</StartDate></Medication>
      <Medication><Name>Metformin</Name><Dosage>1000mg twice daily</Dosage><StartDate>2015-09-01</StartDate></Medication>
    </MedicationHistory>
    <ProgressNotes>Patient showing significant improvement, consider transition to oral antibiotics</ProgressNotes>
  </Day>
  <DischargeSummary>
    <DischargeDate>2024-05-14</DischargeDate>
    <ProceduresPerformed>No</ProceduresPerformed>
    <PatientConditionAtDischarge>The patient is stable with resolved symptoms of pyelonephritis. No signs of fever, chills, or flank pain noted at discharge.</PatientConditionAtDischarge>
    <FollowUpInstructions>
      Complete the full course of prescribed antibiotics. Drink plenty of fluids. Follow up with primary care physician in 1 week.
    </FollowUpInstructions>
    <DischargeSummaryNotes>
      The patient was admitted with symptoms of pyelonephritis including severe flank pain, fever, and chills. Treatment included a course of IV antibiotics and supportive care. The patient's symptoms resolved, and lab tests confirmed recovery at the time of discharge. Patient education on UTI prevention and symptom recognition was provided.
    </DischargeSummaryNotes>
  </DischargeSummary>
</DailyLogs>

```

Anhang B. Ein Beispiel für ein Tagesprotokoll in XML (eXtensible Markup Language).

3RDI

+
🔔

← Back
Upload Day Log

Diagnosis
Evidence
Treatment
Notes
Quality Measures

Drafted by 3RDI ✎ 📄

Working Diagnosis

Acute Complicated UTI
High Probability

Based on the patient's symptoms, medical history, and laboratory results, it appears that the patient has a Urinary Tract Infection (UTI). The patient's symptoms include abdominal pain, back pain, and urosepsis, which are all indicative of a UTI. The patient's laboratory results, including the elevated WBC count and the presence of pyuria, also support this diagnosis.

The patient's symptoms and laboratory results suggest that they have an acute complicated UTI, which is a severe and potentially life-threatening infection. The patient requires prompt treatment with antibiotics and close monitoring to prevent complications.

Differential Diagnosis

Acute Simple Cystitis (Lower UTI)
Low Probability

The patient's symptoms and laboratory results do not suggest that they have an acute simple cystitis, which is a milder and more common form of UTI. The patient's symptoms are more severe, and the laboratory results indicate a more complicated infection.

Renal Abscess

Low Probability

The patient's symptoms and laboratory results do not suggest that they have a renal abscess, which is a rare and severe complication of a UTI. The patient's symptoms are more consistent with a UTI, and the laboratory results do not indicate a renal abscess.

In conclusion, based on the patient's symptoms, medical history, and laboratory results, it appears that the patient has an acute complicated UTI. The patient should be treated with a combination of antibiotics, and their medical history and allergy should be taken into consideration.

Drafted by 3RDI on 12/20/2024 14:16

Anhang C. Ein Beispiel dafür, wie die Komponente "Diagnose" im vorgeschlagenen System aussehen könnte.

The screenshot shows the 3RDI interface with the 'Treatment' tab selected. The draft is titled 'Suggested Medication' and contains the following text:

Drafted by 3RDI

Suggested Medication

Based on the diagnosis of a UTI, the patient should be prescribed antibiotics. The recommended treatment is a combination of Ciprofloxacin (500mg twice daily for 7-10 days) and Metronidazole (500mg three times daily for 7-10 days). The patient's medical history, including their allergy to Acetaminophen, should be taken into consideration when selecting a medication. In this case, Ciprofloxacin and Metronidazole are good options because they are not contraindicated by the patient's allergy.

Drafted by 3RDI on 12/20/2024 14:16

Buttons: Edit, Approve

Anhang D. Eine vorgeschlagene Ausgabe des Behandlungsplans.

The screenshot shows the 3RDI interface with the 'Notes' tab selected. The draft is titled 'Notes' and contains the following text:

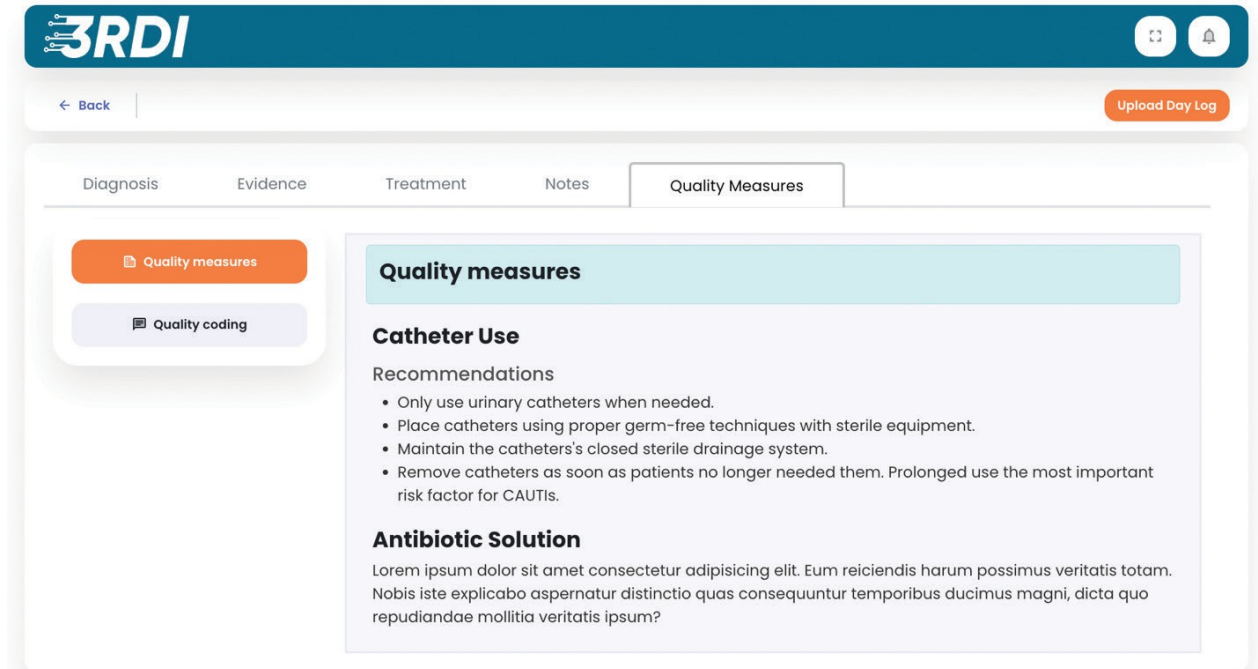
Drafted by 3RDI

The patient's medical history, including their chronic conditions of abdominal pain and back pain, should be taken into consideration when treating their UTI. The patient's allergy to Acetaminophen should also be considered when selecting a medication. It is important to monitor the patient's symptoms and laboratory results closely to ensure that the infection is clearing and to adjust treatment as necessary.

Note Drafted by 3RDI

Buttons: Edit, Approve

Anhang E. Ein Beispiel dafür, wie der Abschnitt Notizen aussehen könnte.



Anhang F. Ein konzeptionelles Beispiel für die Ausgabe der Qualitätskomponente.