

Dampak dan Keefektifitasan Penggunaan Rekam Medis Elektronik dalam Pemantauan serta Manajemen Penyakit Pernapasan: Sebuah Tinjauan Literatur Sistematis

Impact and Effectiveness of Electronic Health Record Use in Monitoring and Management of Respiratory Diseases: A Systematic Literature Review

Garis Gemilang ^{a,b*}, Muhammad Fachri ^c, Nurmalia Lusida ^d

^a Mahasiswa Program Studi Doktorat Ilmu Kesehatan Masyarakat, Fakultas Kesehatan Masyarakat, Universitas Muhammadiyah Jakarta, Jakarta, Indonesia

^b Akademi Perkam Medis dan Informasi Kesehatan Bhumi Husada Jakarta, Jakarta, Indonesia

^c Fakultas Kesehatan Masyarakat, Universitas Muhammadiyah Jakarta, Jakarta, Indonesia

^d Fakultas Kedokteran dan Kesehatan, Universitas Muhammadiyah Jakarta, Jakarta, Indonesia.

*Corresponding Authors: garis.gemilang@research.ui.ac.id

Abstract

Chronic and acute respiratory diseases such as asthma, COPD, COVID-19, ARDS, and acute respiratory infections (ARI) pose a substantial global health burden. Conventional surveillance systems are reactive and limited in early detection. Electronic Health Records (EHRs) offer great potential as a longitudinal data source for more effective respiratory disease monitoring and management. This systematic review aims to evaluate the impact and effectiveness of EHR use in monitoring disease trends, early detection, and optimizing clinical management of patients with various respiratory conditions. This systematic review followed the PRISMA 2020 guidelines. Literature searches were conducted in PubMed, Scopus, Web of Science, and Google Scholar (2016–2025). The research question was formulated using the PICO framework. A total of 40 articles meeting the inclusion criteria were analyzed thematically. The majority of studies originated from high-income countries (USA, UK, Denmark, Netherlands, Spain, Australia), with diverse study designs (retrospective cohort 35%, model development 25%, cluster RCT 5%). Types of EHR interventions included real-time surveillance systems, NLP/AI-based prediction models, CDSS, and data quality evaluations. EHRs were shown to detect SARI case surges up to 8 days earlier, predict ARDS with an AUROC of 0.84, reduce unnecessary antibiotic prescribing by 12–16%, and extract asthma symptoms with an F1-score >0.95. However, significant challenges remain regarding data quality (completeness <50% for some variables) and geographic gaps (no studies from Indonesia). EHRs, particularly when integrated with NLP and artificial intelligence, are effective for surveillance, early detection, and clinical management of respiratory diseases. However, data quality challenges and the lack of evidence from developing countries still need to be addressed. Data standardization, interoperability investments, and technology adaptation for local contexts such as Indonesia are required.

Keywords: Electronic health records, respiratory diseases, surveillance, clinical management, systematic review.

Abstrak

Penyakit pernapasan kronis dan akut seperti asma, PPOK, COVID-19, ARDS, dan ISPA menimbulkan beban kesehatan global yang substansial. Sistem surveilans konvensional bersifat reaktif dan terbatas dalam deteksi dini. Rekam Medis Elektronik (RME) menawarkan potensi besar sebagai sumber data longitudinal untuk pemantauan dan manajemen penyakit pernapasan yang lebih efektif. Tinjauan sistematis ini bertujuan untuk mengevaluasi dampak dan keefektifitasan penggunaan RME dalam pemantauan tren penyakit, deteksi dini, serta optimalisasi manajemen klinis pada pasien dengan berbagai kondisi pernapasan. Tinjauan sistematis ini mengikuti pedoman PRISMA 2020. Pencarian literatur dilakukan pada basis data PubMed, Scopus, Web of Science, dan Google Scholar (2016–2025). Pertanyaan penelitian dirumuskan menggunakan kerangka PICO. Sebanyak 40 artikel yang memenuhi kriteria inklusi dianalisis secara tematik. Mayoritas studi berasal dari negara berpendapatan tinggi (AS, Inggris, Denmark, Belanda, Spanyol, Australia), dengan desain yang beragam (kohort retrospektif 35%, pengembangan model 25%, RCT kluster 5%). Jenis intervensi RME meliputi sistem surveilans real-time, model prediksi berbasis NLP/AI, CDSS, serta evaluasi kualitas data. RME terbukti mendeteksi lonjakan kasus SARI hingga 8 hari lebih cepat, memprediksi ARDS dengan AUROC 0,84, menurunkan persepsan antibiotik tidak perlu 12–16%, serta mengekstraksi gejala asma dengan F1-score >0,95. Namun, tantangan kualitas data (kelengkapan <50% pada beberapa variabel) dan kesenjangan geografis (tidak ada studi dari Indonesia) masih signifikan. RME, terutama jika diintegrasikan dengan NLP dan kecerdasan buatan, terbukti efektif untuk surveilans, deteksi dini, dan manajemen klinis penyakit pernapasan. Namun, tantangan kualitas data dan keterbatasan bukti dari negara berkembang masih perlu diatasi. Diperlukan standarisasi data, investasi interoperabilitas, serta adaptasi teknologi untuk konteks lokal seperti Indonesia.

Kata Kunci: Rekam medis elektronik, penyakit pernapasan, surveilans, manajemen klinis, tinjauan sistematis.



Copyright © 2020 The author(s). You are free to : **Share** (copy and redistribute the material in any medium or format) and **Adapt** (remix, transform, and build upon the material) under the following terms: **Attribution** — You must give appropriate credit, provide a link to the license, and indicate if changes were made. You may do so in any reasonable manner, but not in any way that suggests the licensor endorses you or your use; **NonCommercial** — You may not use the material for commercial purposes; **ShareAlike** — If you remix, transform, or build upon the material, you must distribute your contributions under the same license as the original. Content from this work may be used under the terms of the a [Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International \(CC BY-NC-SA 4.0\) License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

<https://doi.org/10.36490/journal-jps.com.v9i3.1686>

Article History:

Received: 23/04/2026,
Revised: 24/06/2026,
Accepted: 24/06/2026,
Available Online: 10/08/2026.

QR access this Article



Pendahuluan

Penyakit pernapasan kronis dan akut merupakan salah satu penyebab utama morbiditas dan mortalitas di seluruh dunia. Kondisi seperti asma, Penyakit Paru Obstruktif Kronis (PPOK), pneumonia, COVID-19, dan *Acute Respiratory Distress Syndrome* (ARDS) memberikan beban kesehatan global yang substansial. Berdasarkan data dari berbagai lembaga kesehatan internasional, lebih dari 500 juta penduduk dunia hidup dengan kondisi pernapasan kronis, dan angka rawat inap akibat eksaserbasi akut terus meningkat, terutama di kawasan perkotaan dengan tingkat polusi tinggi dan kepadatan penduduk yang besar (1,2). Pandemi COVID-19 semakin memperkuat urgensi pemantauan penyakit pernapasan yang responsif dan akurat (3,4). Dengan meningkatnya urbanisasi dan perubahan iklim, tantangan terhadap sistem layanan kesehatan menjadi semakin kompleks (5,6).

Pendekatan pemantauan penyakit pernapasan konvensional yang bersifat reaktif dan berbasis kunjungan klinis tatap muka terbukti tidak memadai dalam menghadapi dinamika epidemiologis yang cepat berubah. Sistem surveilans tradisional sering mengalami keterlambatan deteksi lonjakan kasus, ketidaklengkapan data akibat *underreporting*, serta kesulitan dalam mengintegrasikan informasi dari berbagai fasilitas kesehatan secara simultan (7,8). Kesenjangan inilah yang mendorong transformasi menuju pemanfaatan data digital secara masif. Rekam Medis Elektronik (RME) atau *Electronic Health Records* (EHR) hadir sebagai solusi infrastruktur data yang menjanjikan. Sebagai repositori data longitudinal yang mencatat perjalanan klinis pasien secara granular, RME menyimpan informasi yang jauh lebih kaya dibandingkan sistem pencatatan manual, mencakup data demografis, diagnosis terstruktur, hasil pemeriksaan laboratorium dan radiologi, riwayat peresepan, hingga catatan naratif klinisi dalam format teks bebas (1,9,10).

Dalam satu dekade terakhir, riset berbasis RME dalam domain penyakit pernapasan menunjukkan akselerasi yang signifikan. Sejumlah penelitian telah membuktikan potensi RME sebagai instrumen surveilans aktif yang mampu mendeteksi fluktuasi insiden penyakit pernapasan secara dini. Studi oleh Temte et al. (2019) menggunakan analisis deret waktu berbasis gudang data klinis RME berhasil mengidentifikasi korelasi antara sesi persekolahan dan lonjakan kasus infeksi pernapasan di komunitas (2). Algoritma surveilans RAVIOLI yang dikembangkan Cocoros et al. (2024) menggunakan data RME secara langsung terbukti memberikan gambaran situasi lintas-patogen yang lebih sensitif dan tepat waktu dibandingkan sistem pelaporan konvensional (7). Di sisi manajemen klinis, model prediksi berbasis variabel RME telah terbukti mampu mengidentifikasi pasien PPOK dan asma yang berisiko mengalami kontrol penyakit buruk (Navarro & Maya, 2024) (11), serta memprediksi ARDS dengan akurasi tinggi (12–14). Intervensi umpan balik melalui infrastruktur RME juga berhasil menurunkan tingkat peresepan antibiotik yang tidak diperlukan hingga 12–16% pada populasi dewasa (15,16). Meskipun demikian, belum ada tinjauan sistematis yang secara komprehensif mengintegrasikan tiga aspek utama sekaligus, yaitu mekanisme surveilans berbasis RME, keefektifitasan intervensi klinis yang dideliver melalui RME, dan dampak penggunaan teknologi *Natural Language Processing* (NLP) serta kecerdasan buatan dalam meningkatkan kualitas data RME untuk pemantauan penyakit pernapasan.

Kebaruan tinjauan ini adalah mengintegrasikan bukti tentang surveilans RME, intervensi klinis berbasis RME, dan penggunaan NLP/AI pada penyakit pernapasan. Berbeda dengan tinjauan sebelumnya yang umumnya hanya berfokus pada satu aspek (misalnya hanya surveilans atau hanya prediksi), tinjauan sistematis ini secara simultan mengevaluasi ketiga domain tersebut berdasarkan sintesis 40 artikel ilmiah yang relevan. Dengan demikian, tinjauan ini memberikan pemahaman yang lebih holistik mengenai bagaimana RME dapat dioptimalkan tidak hanya sebagai alat pencatatan pasif, tetapi sebagai ekosistem digital aktif yang mendukung deteksi dini, pengambilan keputusan klinis, dan peningkatan kualitas layanan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, tinjauan sistematis ini bertujuan untuk mengevaluasi secara komprehensif dampak dan keefektivitasan penggunaan Rekam Medis Elektronik dalam pemantauan tren penyakit, identifikasi risiko secara dini, serta optimalisasi manajemen klinis pada pasien dengan berbagai kondisi pernapasan. Secara spesifik, kajian ini berupaya menemukan pola, tren, dan kesenjangan penelitian yang muncul dari sintesis literatur ilmiah terkait pemanfaatan RME dalam domain penyakit pernapasan, sekaligus mengidentifikasi mekanisme-mekanisme yang terbukti efektif dalam meningkatkan kualitas surveilans dan intervensi klinis berbasis data digital. Hasil kajian ini diharapkan dapat memberikan landasan konseptual yang kuat bagi pengembangan kebijakan sistem informasi kesehatan berbasis bukti, serta membuka arah penelitian baru yang relevan dengan kebutuhan transformasi digital layanan kesehatan global, khususnya dalam konteks negara berkembang seperti Indonesia.

Metode Penelitian

Desain Tinjauan dan Protokol

Penelitian ini menggunakan pendekatan *systematic literature review* (SLR) yang bertujuan untuk mengidentifikasi, menilai, dan mensintesis hasil-hasil penelitian terdahulu secara sistematis, transparan, dan dapat direplikasi. Sebagai kerangka metodologis utama, tinjauan sistematis ini mengikuti pedoman *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) 2020 untuk menjamin pelaporan yang lengkap dan akurat.

Pertanyaan Penelitian (PICO)

Pertanyaan penelitian dirumuskan menggunakan kerangka PICO (*Population, Intervention, Comparison, Outcome*) sebagai pengganti SPIDER, karena kerangka PICO lebih sesuai untuk mengevaluasi efektivitas intervensi. Berdasarkan kerangka tersebut, komponen utama tinjauan ini adalah sebagai berikut:

Population (P): Pasien dengan kondisi penyakit pernapasan akut maupun kronis, meliputi asma, Penyakit Paru Obstruktif Kronis (PPOK), *Acute Respiratory Distress Syndrome* (ARDS), COVID-19, dan Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA/SARI), yang datanya terekam dalam sistem Rekam Medis Elektronik (RME) pada berbagai tingkat fasilitas layanan kesehatan (1,4,8,9).

Intervention (I): Penggunaan sistem Rekam Medis Elektronik (RME) atau *Electronic Health Records* (EHR), termasuk penerapan algoritma otomatis, *Natural Language Processing* (NLP), model prediksi berbasis pembelajaran mesin (*machine learning*), serta sistem surveilans terintegrasi dalam pemantauan dan manajemen penyakit pernapasan (12,14,17,18).

Comparison (C): Pendekatan konvensional atau alternatif, meliputi surveilans manual (Lomholt et al., 2025), tinjauan rekam medis manual (18), peresepan tanpa sistem pendukung keputusan klinis (15,16), serta pelayanan tanpa pemanfaatan RME (19).

Outcome (O): Efektivitas pemantauan tren penyakit (2,7), akurasi deteksi dini (12,13), perubahan tingkat peresepan antibiotik yang tidak diperlukan (16,20), kelengkapan dan kualitas data klinis dalam RME (1,10), serta luaran klinis seperti eksaserbasi, rawat inap, dan mortalitas (21,22).

Berdasarkan kerangka PICO tersebut, pertanyaan penelitian utama yang menjadi fokus kajian ini adalah: (1) Bagaimana efektivitas dan dampak penggunaan RME dalam meningkatkan akurasi pemantauan penyakit pernapasan di berbagai tingkat layanan kesehatan? (2) Sejauh mana integrasi teknologi NLP dan kecerdasan buatan ke dalam sistem RME dapat meningkatkan kemampuan deteksi dini dan manajemen klinis kondisi pernapasan berat seperti ARDS? (3) Bagaimana efektivitas intervensi berbasis RME dalam mengoptimalkan tata laksana terapeutik, khususnya terkait pengendalian peresepan antibiotik dan prediksi kontrol penyakit pernapasan kronis? (4) Apa saja tantangan dan kesenjangan kualitas data yang masih menghambat optimalisasi pemanfaatan RME dalam riset dan praktik klinis penyakit pernapasan?.

Strategi Pencarian Literatur

Pencarian literatur dilakukan secara sistematis pada basis data PubMed, Scopus, Web of Science, dan Google Scholar menggunakan kombinasi istilah MeSH, kata kunci bebas (*free-text terms*), serta operator Boolean (AND dan OR). Strategi pencarian disesuaikan dengan karakteristik masing-masing basis data tanpa menggunakan filter open access maupun *free full text* sebagai kriteria seleksi ilmiah. Seluruh artikel yang memenuhi kriteria inklusi diupayakan diperoleh melalui akses institusi, repositori ilmiah, maupun sumber resmi lainnya. Apabila artikel tidak dapat diakses secara penuh setelah berbagai upaya dilakukan, kondisi

tersebut dicatat sebagai salah satu keterbatasan penelitian yang berpotensi menimbulkan publication bias. Rentang publikasi dibatasi dari tahun 2016 hingga 2025, dengan pertimbangan bahwa periode ini mencerminkan era adopsi RME yang lebih luas dan munculnya teknologi analitik data kesehatan yang semakin canggih, termasuk setelah pandemi COVID-19 yang mendorong akselerasi digitalisasi layanan kesehatan (3,4). Hanya artikel yang ditulis dalam bahasa Inggris atau Indonesia yang diikutsertakan.

String pencarian dikembangkan menggunakan kombinasi kata kunci, sinonim, dan istilah MeSH (*Medical Subject Headings*) yang relevan. Untuk mengoptimalkan hasil pencarian di PubMed, digunakan string sebagai berikut:

((("Electronic Health Records"[Mesh] OR "Electronic Health Records"[tiab] OR "EHR"[tiab] OR "EMR"[tiab] OR "electronic medical record"[tiab] OR "electronic health record"[tiab]) AND ("Respiratory Tract Diseases"[Mesh] OR respiratory[tiab] OR "Respiratory Tract Infections"[Mesh] OR "Asthma"[Mesh] OR asthma[tiab] OR "Pulmonary Disease, Chronic Obstructive"[Mesh] OR COPD[tiab] OR "COVID-19"[Mesh] OR COVID-19[tiab] OR "Acute Respiratory Distress Syndrome"[Mesh] OR ARDS[tiab] OR pneumonia[tiab] OR "respiratory infection"[tiab])) AND (surveillance[tiab] OR monitoring[tiab] OR "early detection"[tiab] OR "clinical management"[tiab] OR "decision support"[tiab] OR "machine learning"[tiab] OR "natural language processing"[tiab] OR "data quality"[tiab] OR "antibiotic prescribing"[tiab] OR "prediction model"[tiab])) AND (2016/01/01:2025/12/31[dp]) AND (pubmed pmc[sb] AND (ffft[Filter] OR open access[Filter])).

Pencarian di Scopus, Web of Science, dan Google Scholar, sintaks yang digunakan akan disesuaikan dengan format masing-masing basis data, namun tetap mempertahankan kata kunci inti dan operator Boolean yang sama (OR, AND). Selain itu, filter *open access* dan *free full text* diterapkan untuk memastikan seluruh artikel yang di-review dapat diakses secara penuh sesuai dengan ketersediaan.

Kriteria Inklusi dan Eksklusi

Selain studi yang secara langsung mengevaluasi penyakit pernapasan, penelitian yang berfokus pada pengembangan algoritma, validasi model prediksi, evaluasi kualitas data, interoperabilitas, maupun metodologi pemanfaatan Rekam Medis Elektronik juga diikutsertakan apabila memberikan kontribusi metodologis yang relevan terhadap pengembangan sistem pemantauan dan manajemen penyakit pernapasan.

Kriteria inklusi yang diterapkan adalah sebagai berikut.

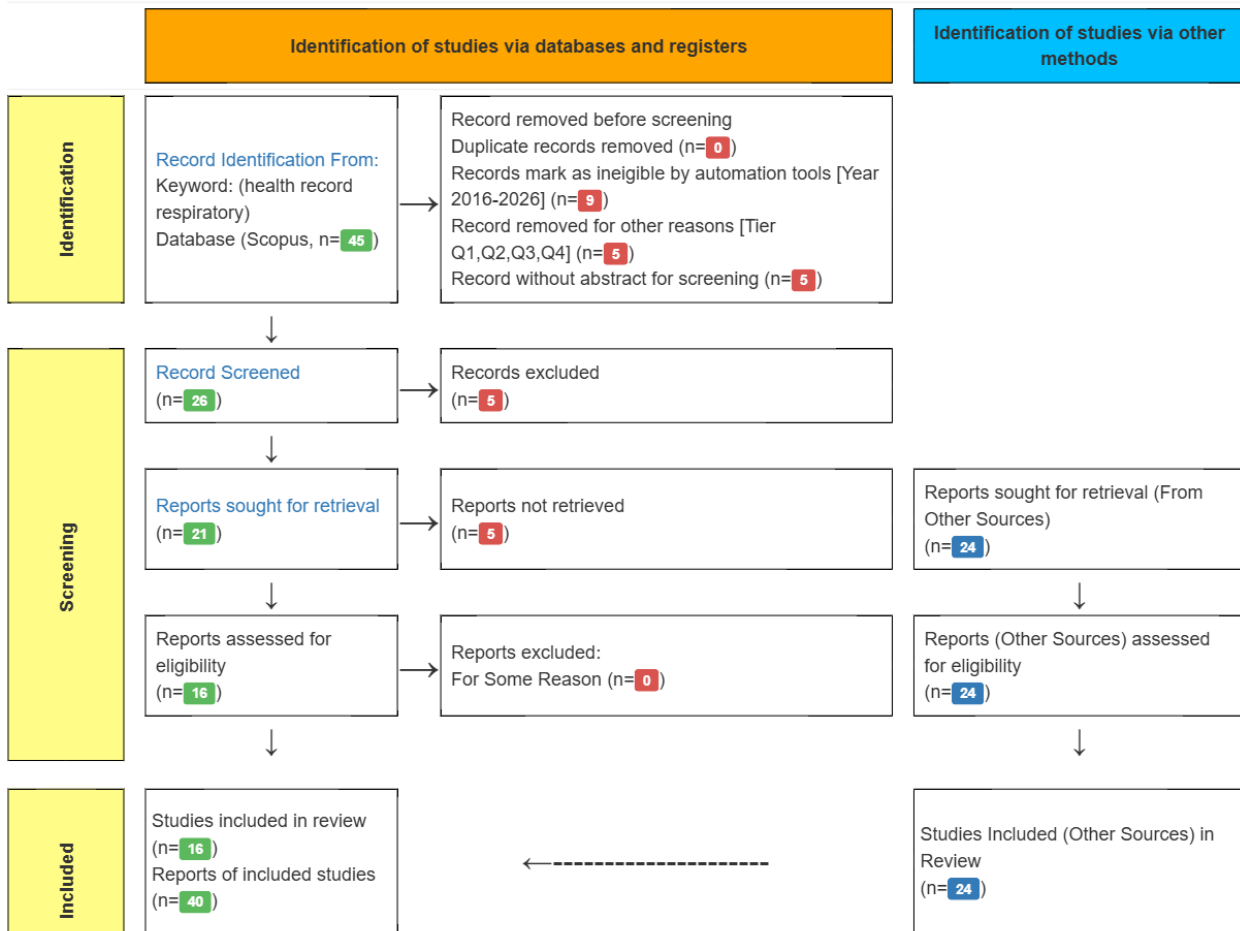
Kriteria inklusi yang diterapkan adalah sebagai berikut. Artikel harus merupakan studi empiris primer (seperti studi kohort, uji coba terkontrol acak, studi pengembangan algoritma, analisis deret waktu) atau protokol tinjauan sistematis yang telah melalui proses peer-review. Penelitian harus secara spesifik memanfaatkan data Rekam Medis Elektronik (RME) atau Electronic Health Records (EHR) sebagai sumber data utama dalam analisis. Fokus penelitian harus berada pada penyakit pernapasan, baik akut maupun kronis, meliputi asma, Penyakit Paru Obstruktif Kronis (PPOK), COVID-19, Acute Respiratory Distress Syndrome (ARDS), serta Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA/SARI). Studi harus mengevaluasi luaran klinis atau efektivitas sistem informasi digital yang terukur, mencakup akurasi deteksi dini, perubahan tingkat peresepan antibiotik, kelengkapan/kualitas data, serta luaran klinis seperti eksaserbasi, rawat inap, atau mortalitas. Artikel harus dipublikasikan dalam jurnal ilmiah terindeks dan telah melalui proses peer-review. Naskah harus tersedia dalam bentuk full text dengan akses terbuka (open access) atau dapat diakses melalui institusi (misalnya melalui langganan perpustakaan digital).

Kriteria eksklusi yang diberlakukan adalah sebagai berikut

Artikel berbentuk editorial, opini, komentar, atau surat kepada editor tanpa data empiris tidak diikutsertakan. Studi yang tidak memiliki data empiris primer (misalnya hanya berupa tinjauan naratif, scoping review, atau book chapter) juga dieksklusi. Duplikasi publikasi dari studi yang sama dikeluarkan (jika ditemukan lebih dari satu artikel dari populasi dan periode yang identik, hanya artikel yang paling lengkap yang diikutsertakan). Penelitian yang hanya menggunakan kode diagnosis (misalnya kode ICD-9 atau ICD-10) tanpa memanfaatkan data RME secara langsung atau tanpa analisis yang melibatkan data dari sistem RME/EHR juga dieksklusi. Laporan teknis, dokumen kebijakan, atau studi yang tidak melalui proses peer-review formal tidak diikutsertakan dalam tinjauan ini. Penerapan kriteria ini dilakukan secara konsisten oleh dua peninjau independen pada tahap screening dan eligibility untuk meminimalkan bias seleksi. Penerapan kriteria ini dilakukan secara konsisten oleh dua peninjau independen pada tahap *screening* dan *eligibility* untuk meminimalkan bias seleksi.

Prosedur Seleksi Literatur (Alur PRISMA)

Prisma Reporting: Health Record Respiratory



Generate From Watase Uake Tools, based on Prisma 2020 Reporting

Gambar 1. Diagram Prisma

Proses seleksi literatur dilakukan secara sistematis mengikuti alur PRISMA 2020 (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*) yang terdiri atas empat tahap: identifikasi, penyaringan (*screening*), penilaian kelayakan (*eligibility*), dan inklusi final.

Identifikasi

Melalui pencarian pada basis data PubMed, Scopus, Web of Science, dan Google Scholar menggunakan strategi pencarian yang telah ditentukan, serta pencarian manual dari daftar pustaka artikel terpilih, berhasil diidentifikasi sebanyak 45 artikel yang berpotensi relevan. Pencatatan dan pengelolaan metadata awal dilakukan menggunakan perangkat lunak manajemen referensi Watase Uake.

Penyaringan awal (*screening*)

Setelah dilakukan pembersihan data dan penghapusan duplikasi, proses penyaringan awal dilakukan secara otomatis melalui Watase Uake dengan menerapkan filter tahun publikasi (2016–2025). Sebanyak 9 artikel dikeluarkan karena diterbitkan di luar rentang tahun yang ditentukan, sehingga tersisa 36 artikel. Selanjutnya, dari 36 artikel tersebut, 5 artikel dikeluarkan karena tidak memiliki abstrak yang dapat diakses, sehingga tersisa 31 artikel. Kemudian, 5 artikel dikeluarkan karena doi tidak sesuai ataupun tidak ada doi, sehingga tersisa 26 artikel yang lolos ke tahap penilaian kelayakan.

Penilaian kelayakan (*eligibility*)

Sebanyak 26 artikel yang memenuhi kriteria awal, seluruh teks lengkap (*full text*) diupayakan untuk diunduh dan dinilai. Sebanyak 5 artikel tidak dapat di-*retrieve* karena tidak tersedia dalam akses terbuka (*open access*) dan tidak dapat diakses melalui institusi. Dengan demikian, 21 artikel berhasil di-*retrieve* dan menjalani penilaian kelayakan secara mendalam. Setelah proses *full text review* dengan menerapkan kriteria inklusi dan

eksklusi yang telah ditetapkan, 16 artikel dinyatakan memenuhi seluruh kriteria dan diikutsertakan dalam corpus analisis utama.

Penambahan dari sumber lain

Selain pencarian elektronik, dilakukan backward reference searching melalui penelusuran daftar pustaka artikel yang telah memenuhi kriteria kelayakan serta manual reference screening terhadap publikasi yang relevan. Pendekatan ini bertujuan untuk mengidentifikasi artikel yang mungkin tidak terindeks secara optimal pada strategi pencarian elektronik namun tetap memenuhi seluruh kriteria inklusi. Melalui proses tersebut diperoleh tambahan 24 artikel yang kemudian menjalani proses penilaian kelayakan menggunakan kriteria yang sama sebagaimana diterapkan pada hasil pencarian basis data utama. Dengan demikian, jumlah artikel yang dianalisis dalam sintesis akhir adalah 40 studi.

Ekstraksi Data dan Sintesis

Setelah 40 artikel dinyatakan memenuhi kriteria inklusi, dilakukan proses ekstraksi data secara sistematis. Informasi yang diekstraksi dari setiap artikel mencakup penulis dan tahun publikasi, negara atau lokasi studi (tempat penelitian dilaksanakan), desain studi (misalnya kohort retrospektif, uji coba terkontrol acak kluster, pengembangan algoritma, analisis deret waktu, tinjauan sistematis), populasi (karakteristik pasien, jumlah sampel, kriteria inklusi spesifik), jenis intervensi (teknologi RME yang digunakan, seperti algoritma NLP, sistem surveilans otomatis, model prediksi, atau clinical decision support system/CDSS), komparator (apabila ada, misalnya perawatan konvensional, tinjauan manual, atau tidak menggunakan RME), luaran utama (outcome) yang diukur (misalnya akurasi deteksi, tingkat peresapan antibiotik, eksaserbasi, rawat inap, kualitas data), serta kesimpulan (temuan utama dari masing-masing studi).

Penilaian kualitas dilakukan untuk membantu interpretasi hasil sintesis mengingat heterogenitas desain penelitian yang diikutsertakan. Instrumen penilaian disesuaikan dengan jenis penelitian, seperti Newcastle–Ottawa Scale (NOS) untuk studi kohort, PROBAST untuk penelitian pengembangan model prediksi, serta RoB 2 untuk uji coba terkontrol acak apabila tersedia. Hasil penilaian kualitas tidak digunakan sebagai dasar eksklusi artikel, tetapi dipertimbangkan dalam interpretasi temuan sehingga hasil dari penelitian dengan kualitas metodologis yang lebih baik memperoleh bobot interpretasi yang lebih besar dalam pembahasan.

Sintesis dilakukan menggunakan pendekatan thematic synthesis. Tahapan analisis meliputi proses pengkodean awal terhadap seluruh temuan penelitian, pengelompokan kode ke dalam tema-tema utama, peninjauan ulang konsistensi tema oleh dua peneliti, serta penyusunan sintesis naratif. Selama proses interpretasi, hasil penelitian dengan kualitas metodologis yang lebih tinggi diberikan bobot pertimbangan yang lebih besar dibandingkan penelitian dengan keterbatasan metodologi sehingga sintesis yang dihasilkan lebih mencerminkan kekuatan bukti yang tersedia.

Hasil Dan Pembahasan

Karakteristik Artikel

Sebanyak 40 artikel memenuhi kriteria inklusi dan dianalisis dalam tinjauan sistematis ini. Seluruh artikel diterbitkan dalam rentang tahun 2016–2026, dengan konsentrasi tertinggi pada periode 2019–2025, mencerminkan akselerasi riset berbasis Rekam Medis Elektronik (RME) pasca pandemi COVID-19.

Distribusi geografis menunjukkan dominasi studi dari negara berpenghasilan tinggi: Amerika Serikat (n=15), Inggris (n=9), Denmark (n=2), Belanda (n=2), Spanyol (n=2), Australia (n=2), serta masing-masing satu studi dari Jerman, Italia, Swedia, China, Sri Lanka, dan studi multinasional. belum ditemukan publikasi dari Indonesia yang memenuhi kriteria inklusi sehingga masih terdapat kesenjangan penelitian yang memerlukan kajian lebih lanjut.

Desain studi yang digunakan beragam, meliputi: studi kohort retrospektif (n=14), pengembangan dan validasi algoritma/model prediksi (n=10), uji coba terkontrol acak (RCT) kluster (n=2), studi potong lintang (n=2), tinjauan sistematis (n=2), analisis deret waktu (n=2), studi kohort prospektif (n=1), studi validasi diagnostik (n=1), protokol tinjauan sistematis (n=1), serta studi kualitatif/lapangan (n=1). Heterogenitas desain ini menegaskan bahwa topik pemanfaatan RME untuk penyakit pernapasan telah dikaji dari berbagai sudut pandang metodologis.

Populasi yang diteliti sebagian besar adalah pasien dewasa dengan asma, PPOK, COVID-19, atau ARDS. Beberapa studi berfokus pada populasi anak (4,23), populasi lansia (5), serta populasi dengan komorbiditas (6). Sebagian besar studi menggunakan data sekunder dari sistem RME rumah sakit atau layanan primer, dengan jumlah sampel yang sangat bervariasi (mulai dari puluhan hingga jutaan pasien).

Jenis intervensi/teknologi RME yang dievaluasi dikelompokkan ke dalam empat kategori utama: (1) sistem surveilans dan deteksi dini (berbasis algoritma otomatis atau agregasi teks real-time); (2) model prediksi dan klasifikasi (menggunakan pembelajaran mesin, deep learning, atau NLP); (3) sistem pendukung keputusan klinis (CDSS) dan intervensi umpan balik untuk peresepan; serta (4) studi kualitas data dan interoperabilitas. Luaran utama yang diukur mencakup akurasi deteksi wabah, prediksi ARDS, eksaserbasi PPOK/asma, tingkat peresepan antibiotik, rawat inap, mortalitas, serta kelengkapan dan kebenaran data klinis.

Distribusi Desain Studi

Berdasarkan pengelompokan terhadap 40 artikel yang direview, distribusi desain studi adalah sebagai berikut. Studi kohort retrospektif mencakup 14 artikel (35,0%). Studi pengembangan atau pemodelan (algoritma, NLP, machine learning, deep learning, sistem prediksi) mencakup 10 artikel (25,0%). Uji coba terkontrol acak (RCT) klaster mencakup 2 artikel (5,0%). Studi potong lintang (cross-sectional) mencakup 2 artikel (5,0%). Tinjauan sistematis (termasuk protokol tinjauan sistematis) mencakup 2 artikel (5,0%). Analisis deret waktu (time series) mencakup 2 artikel (5,0%). Studi kohort prospektif mencakup 1 artikel (2,5%). Studi validasi diagnostik (validasi algoritma/alat) mencakup 1 artikel (2,5%). Protokol tinjauan sistematis (tanpa hasil) mencakup 1 artikel (2,5%). Studi kualitatif atau lapangan (wawancara elite) mencakup 1 artikel (2,5%). Studi deskriptif atau ekologis real-time mencakup 1 artikel (2,5%). Studi kualitas data (perbandingan sumber data) mencakup 1 artikel (2,5%). Lainnya (evaluasi program, kerangka kerja, dan sebagainya) mencakup 2 artikel (5,0%). Heterogenitas desain studi ini mencerminkan bahwa penelitian tentang pemanfaatan RME untuk penyakit pernapasan telah dilakukan dengan berbagai pendekatan, mulai dari studi observasional skala besar hingga pengembangan teknologi prediktif dan intervensi berbasis sistem. Dominasi studi kohort retrospektif (35%) menunjukkan bahwa sebagian besar bukti masih berasal dari pemanfaatan data sekunder yang telah terkumpul secara rutin, bukan dari desain prospektif yang dikendalikan.

Negara/Lokasi Studi

Distribusi geografis dari 40 artikel yang direview menunjukkan dominasi negara berpenghasilan tinggi. Amerika Serikat (AS) menyumbang 15 artikel (37,5%). Inggris menyumbang 9 artikel (22,5%). Belanda menyumbang 2 artikel (5,0%). Denmark menyumbang 2 artikel (5,0%). Spanyol menyumbang 2 artikel (5,0%). Australia menyumbang 2 artikel (5,0%). Jerman menyumbang 1 artikel (2,5%). Italia menyumbang 1 artikel (2,5%). Swedia menyumbang 1 artikel (2,5%). China menyumbang 1 artikel (2,5%). Sri Lanka menyumbang 1 artikel (2,5%). Studi multinasional (melibatkan beberapa negara Eropa) menyumbang 1 artikel (2,5%). Hanya dua studi yang berasal dari negara berpenghasilan menengah, yaitu China (Su et al., 2026) dan Sri Lanka (Tillekeratne et al., 2024). Tidak ditemukan satupun studi dari Indonesia yang memenuhi kriteria inklusi dalam tinjauan sistematis ini. Hal ini mengindikasikan adanya kesenjangan penelitian yang signifikan (research gap) terkait pemanfaatan RME untuk penyakit pernapasan di negara berkembang pada umumnya dan Indonesia pada khususnya.

Jenis Paparan (Intervensi RME)

Berdasarkan jenis teknologi atau pendekatan RME yang digunakan, ke-40 artikel dikelompokkan ke dalam empat kategori utama. Kategori pertama adalah sistem surveilans dan deteksi dini (n=8 artikel, 20,0%). Kategori ini mencakup studi yang mengembangkan atau mengevaluasi sistem berbasis RME untuk pemantauan aktif penyakit pernapasan di tingkat populasi atau fasilitas kesehatan. Contohnya meliputi Temte et al. (2019) yang melakukan analisis deret waktu menggunakan gudang data RME untuk mendeteksi korelasi antara sesi persekolahan dan lonjakan ISPA. Cocoros et al. (2024) mengembangkan algoritma RAVIOLI untuk surveilans lintas-patogen menggunakan data RME live. Lomholt et al. (2025) membangun sistem surveilans otomatis berbasis register kesehatan RME nasional di Denmark. Teo et al. (2021) mengembangkan agregasi kata kunci real-time dari teks bebas RME untuk sinyal pneumonia virus. Van Straten et al. (2025) mengevaluasi potensi registry ICU nasional (NICE) untuk surveilans SARI yang menyoroti tantangan keterlambatan data.

No.	Nama Peneliti dan Tahun	Judul	Populasi	Metode	Outcome	Conclusion	Kualitas Studi
1	Wang et al. (2023) (9)	Post-Acute COVID-19 Respiratory Symptoms in Patients With Asthma: An Electronic Health Records-Based Study	31.084 pasien positif COVID-19	Studi kohort retrospektif menggunakan catatan klinis RME dan Natural Language Processing (NLP)	Berhasil mengekstrak gejala granular (batuk, sesak napas) dari data RME yang seringkali terlewatkan dalam data terstruktur	Penggunaan NLP pada data RME memungkinkan pemantauan gejala longitudinal yang lebih akurat bagi kelompok rentan seperti penderita asma	Sedang
2	Rijk et al. (2024) (1)	Incomplete and possibly selective recording of signs, symptoms, and measurements in free text fields of primary care electronic health records of adults with lower respiratory tract infections	1.000 konsultasi perawatan primer ISPB	Studi kohort retrospektif melalui anotasi manual data di RME	Identifikasi tingkat kelengkapan pencatatan tanda klinis dalam RME mencapai lebih dari 50% untuk temuan yang tidak tercatat	Riset berbasis RME memerlukan teknik penanganan data yang hilang (missing data) karena adanya bias seleksi dalam pencatatan data	Tinggi
3	Wendt et al. (2021) (24)	Prone Positioning of Patients With Coronavirus Disease 2019 Who Are Nonintubated in Hypoxic Respiratory Distress: Single-Site Retrospective Health Records Review	31 pasien COVID-19 di IGD	Tinjauan rekam medis retrospektif melalui sistem RME EPIC	RME memungkinkan evaluasi efektivitas intervensi perawat secara cepat melalui data pulse oximetry yang tercatat secara rutin	Tinjauan RME yang efisien mendukung implementasi pedoman klinis berbasis bukti di lingkungan gawat darurat yang dinamis	Sedang
4	Temte et al. (2019) (2)	School sessions are correlated with seasonal outbreaks of medically attended respiratory infections: electronic health record time series analysis	Populasi komunitas di Wisconsin	Analisis deret waktu menggunakan gudang data klinis (clinical data warehouse) RME	Agregasi data diagnosis RME mampu mendeteksi korelasi antara sesi sekolah dan lonjakan infeksi pernapasan secara mingguan	Gudang data RME merupakan instrumen surveilans komunitas yang kuat untuk memprediksi tren penyakit musiman secara tepat waktu	Sedang
5	Drawz et al. (2022) (6)	Effectiveness of BNT162b2 and mRNA-1273 Second Doses and Boosters for Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARS-CoV-2) Infection and SARS-CoV-2-Related Hospitalizations: A Statewide Report From the	4,5 juta pasien dari 11 sistem kesehatan	Studi kohort yang menghubungkan data vaksinasi negara bagian dengan data RME terdistribusi	Integrasi data RME antar-sistem memungkinkan evaluasi efektivitas booster vaksin skala besar terhadap infeksi dan rawat inap	Kolaborasi konsorsium RME terdistribusi memfasilitasi riset kesehatan publik yang cepat dan berdaya jangkauan luas selama pandemi	Tinggi

Minnesota Electronic Health Record Consortium							
6	Hochberg et al. (2025) (14)	An Electronic Health Record-Based Classifier for Moderate-to-Severe ARDS with Persistent Hypoxemia	1.014 pasien dewasa dengan ventilasi mekanis	Pengembangan klasifikasi otomatis menggunakan elemen data RME yang terstandarisasi (CLIF 2.0)	Algoritma otomatis mampu mengidentifikasi kohort ARDS berat dari RME dengan nilai prediktif positif (PPV) sebesar 66-71%	Format data RME yang terstandarisasi memungkinkan pembuatan alat skrining otomatis untuk mendukung penelitian dan perbaikan kualitas layanan	Tinggi
7	Gulliford et al. (2016) (15)	Safety of reduced antibiotic prescribing for self limiting respiratory tract infections in primary care: cohort study using electronic health records	610 praktik umum Inggris (45,5 juta orang-tahun)	Studi kohort menggunakan basis data RME Clinical Practice Research Datalink (CPRD)	Pemanfaatan basis data RME masif memungkinkan pemantauan keamanan kebijakan pengurangan persebaran antibiotik secara presisi	Basis data RME longitudinal skala nasional sangat krusial untuk mengevaluasi dampak klinis dan risiko keamanan dari kebijakan publik	Tinggi
8	McDonald et al. (2017) (5)	Do influenza and pneumococcal vaccines prevent community-acquired respiratory infections among older people with diabetes and does this vary by chronic kidney disease? A cohort study using electronic health records	190.492 pasien diabetes berusia ≥65 tahun	Studi kohort retrospektif menggunakan data RME primer dan sekunder yang terhubung	RME yang terintegrasi (puskesmas dan RS) mampu mengukur penurunan efektivitas vaksin pneumokokus seiring berjalannya waktu	Menghubungkan data RME antar-tingkat layanan memberikan wawasan baru tentang efektivitas imunisasi jangka panjang pada pasien komorbid	Tinggi
9	Juszczyk et al. (2016) (20)	Electronically delivered, multicomponent intervention to reduce unnecessary antibiotic prescribing for respiratory infections in primary care: a cluster randomised trial using electronic health records REDUCE Trial study original protocol	Populasi umum di praktik umum Inggris	Protokol uji coba terkontrol acak (RCT) klaster menggunakan infrastruktur RME	RME digunakan sebagai media penyampaian umpan balik dan alat bantu keputusan klinis secara otomatis	Sistem RME dapat berfungsi sebagai infrastruktur efisien untuk menginformasikan, memberikan, dan mengevaluasi intervensi klinis	Tinggi (protokol)
10	Jayatunga et al. (2019) (25)	Code sets for respiratory symptoms in electronic health records research: a systematic review protocol	Studi riset RME antara tahun 1990-2017	Protokol tinjauan sistematis terhadap daftar kode klinis dalam riset RME	Identifikasi variasi kode (seperti ICD) yang digunakan untuk mendefinisikan gejala pernapasan dalam sistem RME	Standardisasi daftar kode sangat penting untuk memastikan riset berbasis RME bersifat transparan, valid, dan dapat direproduksi	Sedang

11	Sathe et al. (2023) (13)	Evaluating construct validity of computable acute respiratory distress syndrome definitions in adults hospitalized with COVID-19: an electronic health records based approach	765 pasien rawat inap COVID-19	Studi retrospektif membandingkan definisi ARDS berbasis RME (aturan otomatis + NLP) dengan tinjauan manual	Definisi berbasis RME menunjukkan kesesuaian tinggi (kappa 0,85) dan mampu mengidentifikasi kasus lebih awal daripada tinjauan manual	Definisi yang dapat dikomputasi dalam RME mendukung surveilans ARDS skala besar secara efisien dan mempercepat rekrutmen uji klinis	Tinggi
12	Lam et al. (2022) (12)	Multitask Learning With Recurrent Neural Networks for Acute Respiratory Distress Syndrome Prediction Using Only Electronic Health Record Data: Model Development and Validation Study	40.703 pertemuan pasien dari 7 rumah sakit	Pengembangan model pembelajaran mendalam menggunakan data deret waktu dari RME	Pemanfaatan data tanda vital dan lab dari RME memungkinkan prediksi ARDS dengan AUROC 0,84	Algoritma yang memanfaatkan data RME deret waktu dapat berfungsi sebagai sistem peringatan dini untuk mencegah perburukan pasien	Tinggi
13	Lomholt et al. (2025) (8)	Surveillance of severe acute respiratory infections using ICD-10 diagnosis codes and national electronic health records, Denmark, 2022 to 2024	Seluruh warga Denmark yang dirawat inap	Pengembangan sistem surveilans otomatis menggunakan register kesehatan RME nasional	Sistem berbasis register nasional mampu mendeteksi fluktuasi SARI mingguan secara konsisten dengan penundaan hanya 8 hari	Register kesehatan elektronik nasional adalah alternatif yang hemat sumber daya dan stabil dibandingkan surveilans sentinel manual	Tinggi
14	Cocoros et al. (2024) (7)	Electronic Health Record-Based Algorithm for Monitoring Respiratory Virus-Like Illness	Pasien dari 3 kelompok praktik besar di Massachusetts	Algoritma surveilans otomatis (RAVIOLI) menggunakan data RME live	RME memberikan gambaran situasi lintas-patogen yang lebih sensitif dan granular dibandingkan surveilans tradisional	Platform RME yang kuat merupakan pelengkap krusial bagi sistem surveilans tradisional untuk memantau patogen pernapasan yang muncul	Tinggi
15	Gulliford et al. (2019) (16)	Electronically delivered interventions to reduce antibiotic prescribing for respiratory infections in primary care: cluster RCT using electronic health records and cohort study	79 praktik umum (RCT) dan 610 praktik non-uji coba (Kohort)	Uji coba RCT klaster menggunakan RME untuk memberikan intervensi laporan bulanan dan dukungan keputusan	Intervensi via RME menurunkan tingkat persepsian antibiotik sebesar 12% secara keseluruhan	Pemberian umpan balik berbasis indikator spesifik yang bersumber dari data RME merupakan strategi efektif untuk tata kelola antimikroba	Tinggi
16	Navarro and Maya (2024) (11)	Preclinical Evaluation of Electronic Health Records (EHRs) to Predict Poor Control of Chronic Respiratory Diseases in	132 pasien asma dan 110 pasien PPOK di Spanyol	Model prediksi regresi logistik berdasarkan variabel klinis yang diekstrak dari RME layanan primer	RME mampu memprediksi kontrol penyakit yang buruk dengan akurasi 86-88% melalui variabel seperti penggunaan inhaler SABA	Data RME dapat digunakan untuk membangun alat skrining preklinis yang membantu memprioritaskan pasien berisiko tinggi tanpa konsultasi tatap muka	Sedang

Primary Care: A Novel Approach to Focus Our Efforts							
17	Xie et al. (2025) (17)	Identifying Asthma-Related Symptoms From Electronic Health Records Using a Hybrid Natural Language Processing Approach Within a Large Integrated Health Care System: Retrospective Study	11.374.552 catatan klinis pasien asma dewasa di Kaiser Permanente Southern California	Pengembangan dan validasi algoritma NLP hybrid (rule-based + transformer BERT) untuk mengekstrak 4 gejala asma (batuk, dispnea, wheezing, dada terasa tertekan) dari teks bebas rekam medis	F1-score >0,95 untuk semua gejala pada tingkat kalimat dan catatan; PPV 96,53–97,42%, sensitivitas 93,9–95,95%	Algoritma NLP hybrid efektif menangkap gejala asma dari catatan klinis tidak terstruktur dengan akurasi tinggi, berpotensi untuk deteksi dini asma dan prediksi risiko eksaserbasi.	Tinggi
18	Wi et al. (2026) (18)	Application of a natural language processing algorithm to early asthma ascertainment for adults in the era of electronic health records	1.898 subjek dewasa dari studi kasus-kontrol berbasis populasi di Mayo Clinic (Olmsted County)	Validasi algoritma NLP-PAC (Predetermined Asthma Criteria) untuk ascertainment asma dewasa menggunakan data EHR, dibandingkan dengan manual chart review (standar emas)	Sensitivitas 92%, spesifisitas 99%, PPV 91%, NPV 99% sebelum implementasi EHR baru; setelah implementasi Epic: sensitivitas 95%, spesifisitas 88%	Algoritma NLP-PAC akurat dan efisien untuk ascertainment asma dewasa dari EHR, mendukung penelitian skala besar dan manajemen populasi asma dewasa.	Tinggi
19	Tillekeratne et al. (2024) (26)	Electronic Clinical Decision Support Tools for Lower Respiratory Tract Infection Management in Low- and Middle-Income Countries: A Framework for Development and Validation	Populasi umum di Sri Lanka (setting LMIC) – protokol studi	Kerangka kerja (framework) untuk mengembangkan dan memvalidasi electronic Clinical Decision Support Tool (eCDST) untuk diagnosis LRTI dan pengurangan antibiotik yang tidak perlu, mengintegrasikan data surveilans real-time, prediktor klinis, dan tes POC	eCDST potensial mengurangi penggunaan antibiotik tidak perlu dengan sensitivitas dan spesifisitas tinggi; memerlukan uji coba acak lebih lanjut	Pengembangan eCDST berbasis data lokal, murah, dan adaptif merupakan strategi menjanjikan untuk mengatasi LRTI dan resistensi antimikroba di LMIC.	Sedang (protokol)
20	Teo et al. (2021) (3)	Real-time clinician text feeds from electronic health records	Pasien dengan gejala COVID-19 di dua rumah sakit NHS Inggris (King's College Hospital dan Guy's & St	Agregasi real-time kata kunci/frasa gejala dari teks bebas catatan klinis untuk menghasilkan sinyal pneumonia virus real-time, dibandingkan dengan hasil laboratorium PCR	Sinyal teks berkorelasi dengan kasus laboratorium dengan penundaan 4 hari ($r=0,783$) dan mendeteksi lonjakan kasus; juga mendeteksi epidemi influenza musiman	Pendekatan teks bebas real-time dari EHR murah, open-source, dan dapat memberikan peringatan dini hingga 4 hari untuk perencanaan kapasitas perawatan sekunder.	Sedang

			Thomas' Hospital)				
21	van Straten et al. (2025) (27)	Towards robust real-time surveillance of severe acute respiratory infections: Exploring the potential of an existing national intensive care unit registry	Pasien SARI yang dirawat di ICU di Belanda (data NICE registry 2012–2019)	Studi deskriptif retrospektif untuk menilai ketepatan waktu data registry ICU nasional untuk surveilans SARI, dengan menganalisis lag time antara admisi dan unggahan data	Pada lag time 2 minggu, hanya 6% kasus SARI teridentifikasi; kelengkapan mencapai 97% pada 52 minggu. Korelasi Spearman meningkat dari 0,3 (2 minggu) menjadi 0,7 (6 minggu)	Registry NICE saat ini tidak sesuai untuk surveilans SARI real-time karena keterlambatan unggah data; diperlukan otomatisasi dan pertukaran data real-time.	Sedang
22	Su et al. (2026) (4)	Development and validation of a machine learning-based diagnostic system for 22 pediatric respiratory pathogens: a large-scale multicenter study	134.500 anak yang dirawat di rumah sakit dengan infeksi saluran pernapasan di 3 pusat klinis China dan 2 database publik	Pengembangan model machine learning (Pathog-PDx) dengan 42 fitur klinis dan laboratorium dari EHR untuk mengidentifikasi 22 patogen pernapasan (tunggal dan campuran), divalidasi secara prospektif pada 1.338 anak	AUC untuk influenza 0,95 (Sn 88%, Sp 86%); AUC rata-rata 0,88 untuk berbagai patogen; mampu mengidentifikasi infeksi campuran dan memprediksi risiko masuk ICU	Pathog-PDx adalah alat pendukung keputusan klinis yang dapat diakses secara web, membantu identifikasi dini patogen pernapasan pada anak sebelum hasil konvensional tersedia.	Tinggi
23	Roubos et al. (2025) (19)	Real-World Comparison of Telemonitoring Versus Conventional Care in Patients With Chronic Obstructive Pulmonary Disease and Those With Asthma Impact on Clinical Outcomes and Patient Characteristics: Retrospective Cohort Study	710 pasien (96 telemonitoring, 614 perawatan konvensional) dengan PPOK atau asma di rumah sakit regional Belanda	Studi kohort observasional retrospektif membandingkan karakteristik pasien dan luaran klinis (rawat inap, kunjungan IGD, eksaserbasi, kunjungan rawat jalan) antara telemonitoring dan perawatan konvensional	Telemonitoring dikaitkan dengan eksaserbasi moderat lebih tinggi (IRR 2,15; p=0,02) tetapi tidak mengurangi rawat inap atau kunjungan rawat jalan; lebih banyak konsultasi telepon/screen-to-screen	Telemonitoring memfasilitasi inisiasi pengobatan lebih awal tetapi tidak mengurangi kunjungan rumah sakit; diperlukan evaluasi ulang proses perawatan dan panduan penggunaan komunikasi digital.	Sedang
24	Pikoula et al. (2025) (28)	Identification of clinically meaningful, overlapping obstructive respiratory disease subtypes via data-driven approaches in a primary care population	626.651 pasien dengan diagnosis asma, bronkiektasis, atau PPOK dari data EHR primer di Inggris (CPRD)	Penerapan unsupervised machine learning (k-means clustering) pada 21 fitur klinis (faktor risiko, komorbiditas) untuk mengidentifikasi sub tipe penyakit saluran napas obstruktif yang tumpang tindih	Ditemukan 7 kluster yang melampaui batasan diagnostik tradisional, termasuk kluster dengan komorbiditas kardiovaskular (risiko rawat inap tertinggi) dan kluster neutrofilik perokok (outcome buruk)	Klustering berbasis data EHR mengungkap heterogenitas penyakit saluran napas dan sub tipe yang stabil secara klinis, membuka jalan untuk pendekatan pengobatan presisi.	Sedang
25	Kwok et al. (2025)	A Systematic Review of Codelists to Identify Chronic	Studi yang menggunakan	Tinjauan sistematis untuk mengidentifikasi kode	ICD-9: 490,491 untuk bronchitis kronis; 492 untuk emfisema. ICD-	Codelist standar yang dihasilkan memungkinkan identifikasi	Sedang

(29)	Bronchitis and Emphysema in Routine Electronic Healthcare Record Data and Derivation of a Standardized Codelist for Future Research	EHR untuk bronchitis kronis dan/atau emfisema (18 studi termasuk)	medis (ICD-9, ICD-10) yang digunakan untuk mendefinisikan bronchitis kronis dan emfisema, serta pembuatan codelist SNOMED CT	10: J40,J41,J42,J44 untuk bronchitis kronis; J43 untuk emfisema. Dihasilkan codelist SNOMED CT masing-masing 31 dan 23 kode	bronchitis kronis dan emfisema secara konsisten dalam penelitian EHR, meningkatkan komparabilitas temuan.		
26	Juhn et al. (2025) (23)	Artificial intelligence biomarker detects high-risk childhood asthma subgroup for acute respiratory infections and asthma exacerbation	22.370 anak dari Mayo Clinic Birth Cohort (1997–2016)	Penerapan algoritma NLP untuk Predetermined Asthma Criteria (PAC) dan Asthma Predictive Index (API) untuk mengkategorikan asma anak, kemudian menilai risiko ARI (pneumonia, influenza, RSV) dan eksaserbasi asma	Subgrup NLP-PAC+/NLP-API+ memiliki risiko tertinggi untuk pneumonia (HR 2,14), influenza (HR 2,92), dan eksaserbasi asma (HR 2,10) dibandingkan kelompok asma lainnya	Biomarker digital berbasis NLP mengidentifikasi subgrup asma anak berisiko tinggi untuk ARI dan eksaserbasi, dapat digunakan untuk strategi pencegahan dini.	Tinggi
27	Pedrerá-Jiménez et al. (2022) (10)	Making EHRs Trustable: A Quality Analysis of EHR-Derived Datasets for COVID-19 Research	1.732 pasien COVID-19 di Hospital Universitario 12 de Octubre, Madrid, Spanyol	Perbandingan kualitas data antara dataset dari EHR terstruktur dengan database penelitian yang dikumpulkan secara manual (gold standard) menggunakan model ISARIC-WHO CRF, menilai kelengkapan (completeness) dan kebenaran (correctness)	Kelengkapan EHR lebih tinggi (331.796 catatan daily observations vs 27.848 manual); PPV >85% untuk sebagian besar bagian, namun rendah untuk 'Signs and Symptoms' (58,41%) karena entri teks bebas	EHR lebih lengkap dan cukup akurat untuk penelitian COVID-19; kekurangan pada teks bebas dapat diidentifikasi dan diperbaiki untuk peningkatan kualitas data.	Sedang
28	Jamie et al. (2025) (30)	Targeted Interventions to Improve the Systematic Collection of Acute Respiratory Infection Clinical Data from Primary Care Computerised Medical Records	292.926 episode ARI di 198 praktik primer Inggris, termasuk 2.015 episode dalam studi POCT	Intervensi berupa template dan insentif keuangan untuk merekam data gejala/tanda ARI (saturasi oksigen, suhu, laju napas, riwayat demam) pada catatan komputerisasi primer	Pencatatan keempat tanda/simptom meningkat signifikan pada pasien studi (19,4% vs 0,5% kontrol); namun pada pasien non-studi di praktik yang sama, peningkatan hanya kecil (1,1% untuk suhu)	Template dan insentif efektif meningkatkan kualitas data pada pasien yang ditargetkan, tetapi efeknya tidak bertransfer ke pasien lain dalam praktik yang sama.	Sedang
29	Blakey et al. (2025) (21)	A 21-Practice Evaluation of an Asthma and COPD Quality Improvement Program	7.512 pasien asma dan 6.526 pasien PPOK dari 21 praktik primer di	Evaluasi program quality improvement ACAER yang mengidentifikasi pasien berisiko tinggi menggunakan EHR dan	Pada pasien asma berisiko tinggi, tingkat eksaserbasi turun dari 74,8 menjadi 32,4 per 1000 per bulan; pada PPOK turun dari 122,9 menjadi 91,2. 48,4% pasien asma	Program ACAER mendukung perubahan terapi dan penurunan eksaserbasi jangka panjang pada pasien asma dan PPOK berisiko tinggi di perawatan primer.	Sedang

			Australia (data OPCRDA)	kuesioner pasien, kemudian memberikan laporan umpan balik ke praktisi	dan 59,3% PPOK mengalami perubahan terapi dalam 1 tahun		
30	Lopez-Canay et al. (2025) (22)	Predicting COPD Readmission: An Intelligent Clinical Decision Support System	593 pasien PPOK yang dirawat karena AECOPD di dua rumah sakit Spanyol (460 setelah pembersihan data)	Pengembangan sistem two-level: level 1 (Random Forest, Naïve Bayes, Multilayer Perceptron) memprediksi risiko readmission 90 hari; level 2 (fuzzy expert system dengan algoritma Wang-Mendel) menggabungkan risiko	AUC 0,77 pada test set; pada cut-off optimal (0,22), sensitivitas 0,67 dan spesifisitas 0,75. Sistem mengidentifikasi 12 variabel prediktor termasuk sosial (tingkat ketergantungan)	Sistem cerdas pendukung keputusan mampu memprediksi readmission 90 hari pada PPOK; integrasi variabel sosial meningkatkan karakterisasi pasien berisiko.	Sedang
31	Al-Garadi et al. (2026) (31)	Scalable Identification of Clinically Relevant Chronic Obstructive Pulmonary Disease Documents in Large-Scale Electronic Health Record Datasets With a Lightweight Natural Language Processing Model	10 juta catatan klinis dari pasien PPOK di Vanderbilt University Medical Center (2012–2020)	Pengembangan framework lightweight NLP dengan weak supervision (silver standard dari heuristik + gold standard dari expert annotation) untuk mengklasifikasikan dokumen relevan PPOK	Kombinasi lightweight document embedding + Random Forest mencapai recall 0,86 dan F1-score 0,80 (95% CI 0,76–0,87), mengungguli baseline heuristik (F1=0,50)	Framework ini secara efektif menyaring dokumen relevan PPOK dari dataset besar dengan kebutuhan anotasi minimal, meningkatkan efisiensi pemrosesan untuk LLM dan sistem pendukung keputusan.	Tinggi
32	An et al. (2025) (32)	Challenges for Data Quality in the Clinical Data Life Cycle: Systematic Review	105 artikel tentang manajemen kualitas data klinis (2010–2023)	Tinjauan sistematis untuk mendefinisikan siklus hidup manajemen kualitas data klinis (perencanaan, konstruksi, operasi, pemanfaatan) dan dimensi kualitas data	Dimensi paling sering digunakan: completeness (94 artikel), plausibility (72), concordance (81), security (33), currency (42), interoperability (35). Setiap dimensi memiliki peran pada setiap tahap siklus hidup	Standarisasi metode kontrol kualitas dan otomatisasi diperlukan untuk secondary use EHR. Siklus hidup data yang terdefinisi membantu pengembangan sistem penilaian kualitas data.	Sedang
33	Kaminska et al. (2024) (33)	Associations between rural/urban status, duration of untreated psychosis and mode of onset of psychosis: a mental health electronic clinical records analysis	155 pasien first-episode psychosis di Cambridgeshire dan Peterborough, UK (2013–2015)	Analisis data EHR untuk membandingkan DUP dan mode onset psikosis antara wilayah rural dan urban, menggunakan regresi linear dan multinomial	Median DUP 129 hari. Mode onset insidious dikaitkan dengan DUP lebih panjang (619,5 vs 17,0 hari, $p<0,0001$). Tidak ada perbedaan signifikan DUP antara rural dan urban (131,5 vs 115,0 hari)	Mode onset psikosis merupakan indikator penting keterlambatan pengobatan. Karakteristik sosiodemografi FEP di rural mirip dengan urban.	Sedang
34	Rhoades et al. (2022) (34)	Higher Electronic Health Record Functionality Is Associated With Lower	1.596 rumah sakit umum di AS (2016–2019)	Regresi linier dengan fixed effects hospital dan tahun untuk menganalisis hubungan antara	Setiap penambahan satu fungsi EHR dikaitkan dengan penurunan biaya operasional 0,14% di rumah sakit urban, tetapi tidak signifikan	Peningkatan fungsionalitas EHR mengurangi biaya rumah sakit urban tetapi tidak di rural. Kebijakan yang mempromosikan fungsionalitas EHR	Sedang

		Operating Costs in Urban, but Not Rural, Hospitals		fungsiionalitas EHR (skor 0–27) dan biaya operasional rumah sakit, dibandingkan antara rural dan urban	di rural. Fungsiionalitas yang paling berdampak: CPOE, electronic clinical documentation, results viewing	perlu mempertimbangkan konteks geografis.	
35	Brown et al. (2026) (35)	Integrating clinical trial data with electronic health records to improve diversity in research: findings from an urban hospital system	1.767 partisipan uji klinis obat/alat (2017–2024) dan 2.062.865 pasien di Norton Healthcare, Louisville	Integrasi data uji klinis dengan EHR untuk membandingkan demografi partisipan dengan populasi pasien dan sensus lokal, menggunakan z-test dan Cohen's h	Partisipan lebih cenderung White (83,1% vs 73,1% pasien) dan usia lanjut. Proporsi partisipan Black dan perempuan meningkat dari 2017–2024, Hispanik tetap di bawah sensus (2,5% vs 5,3%)	Integrasi data uji klinis dengan EHR menyediakan benchmark untuk menetapkan target enrollment yang adil bagi populasi yang kurang terwakili.	Sedang
36	Anzalone et al. (2025) (36)	Lower electronic health record adoption and interoperability in rural versus urban physician participants: a cross-sectional analysis from the CMS quality payment program	209.152 dokter peserta QPP di AS (2021), 12% di rural	Analisis cross-sectional menggunakan data QPP Public Use File dan Certified Health IT Product List untuk membandingkan adopsi EHR dan Promoting Interoperability Score (PIS) antara dokter rural dan urban	Adopsi EHR lebih rendah di rural (64% vs 74%, OR 0,79). PIS lebih rendah di rural ($\beta = -3,5$). Faktor seperti extreme hardship dan small practitioner status sangat mempengaruhi	Disparitas signifikan dalam adopsi EHR dan interoperabilitas antara dokter rural dan urban memerlukan intervensi tertarget untuk memastikan akses yang adil ke teknologi kesehatan.	Sedang
37	Scally et al. (2021) (37)	The Application of 'Elite Interviewing' Methodology in Transdisciplinary Research: a Record of Process and Lessons Learned during a 3-Year Pilot in Urban Planetary Health Research	15 pengambil keputusan senior di lembaga pengembangan urban UK (publik dan swasta) – topik di luar pernapasan	Penerapan metode 'elite interviewing' (dua putaran wawancara semi-terstruktur) untuk mengidentifikasi hambatan dan peluang dalam menciptakan lingkungan urban yang sehat	Pendekatan ini berhasil mengumpulkan data kaya dari narasumber yang sulit diakses. Analisis menggunakan sintesis praktisi dan coding akademik.	Metode elite interviewing efektif untuk penelitian transdisipliner yang melibatkan pengambil keputusan senior. Co-production antara akademisi dan praktisi meningkatkan validitas temuan.	Sedang
38	Ogunyemi et al. (2021) (38)	Detecting diabetic retinopathy through machine learning on electronic health record data from an urban, safety net healthcare system	40.631 pasien diabetes yang menerima pemeriksaan mata di LACDHS (2015–2017) –	Pengembangan 10 model machine learning (RF, SVM, XGBoost, ensemble, DNN) dengan undersampling/SMOTE untuk mendeteksi retinopati diabetik dari data EHR,	DNN dengan undersampling memberikan AUC 0,8 pada validasi eksternal (sensitivitas 72,17%, spesifisitas 74,2%). Fitur paling prediktif: ketergantungan insulin, BUN, tekanan darah sistolik, neuropati, HbA1c	Machine learning pada data klinis rutin dapat membantu mengidentifikasi pasien diabetes yang belum diskriminasi dan berisiko tinggi retinopati diabetik di setting safety-net.	Sedang

			topik di luar pernapasan	divalidasi eksternal pada 9.300 pasien (2018)			
39	Charifson et al. (2026) (39)	Using electronic health record data to identify incident uterine fibroids and endometriosis within a large, urban academic medical center: a validation study	74.478 pasien di NYU Langone Health (2016–2023) – topik di luar pernapasan	Validasi tiga pendekatan untuk mengidentifikasi diagnosis insiden fibroid uterus dan endometriosis dari EHR: (1) kode ICD-10 saja, (2) kode + prosedur diagnostik, (3) kode + semua informasi diagnostik; dibandingkan dengan chart review	Pendekatan 2 dan 3 memiliki PPV lebih tinggi (0,86–0,87 untuk fibroid; 0,70–0,73 untuk endometriosis) dibanding pendekatan 1 (0,78 dan 0,66). NPV tertinggi pada pendekatan 1 (0,94–1,00)	Pendekatan berbasis EHR untuk mengidentifikasi kondisi kronis dengan perjalanan diagnosis yang kompleks memerlukan trade-off antara PPV dan NPV; validasi lanjutan diperlukan.	Sedang
40	Leder Macek et al. (2021) (40)	Validation of rule-based algorithms to determine colorectal, breast, and cervical cancer screening status using electronic health record data from an urban healthcare system in New York City	305 (kolorektal), 298 (payudara), 300 (serviks) pasien di NYU Langone Health – topik di luar pernapasan	Validasi algoritma rule-based untuk menentukan kepatuhan skrining kanker (sesuai USPSTF) menggunakan data EHR (kode ICD, CPT, LOINC), dibandingkan dengan manual review de-identified	Sensitivitas/spesifisitas: kolorektal 79%/92%, payudara 70%/99%, serviks 90%/97%. Interrater reliability Cohen's Kappa: 0,723–0,892	Algoritma yang divalidasi efektif menentukan kepatuhan skrining kanker; desain dengan ekstraksi data de-identified mengurangi bias dan waktu review.	Sedang

Kategori kedua adalah model prediksi, kecerdasan buatan, dan NLP (n=14 artikel, 35,0%). Kategori ini merupakan yang terbesar, mencakup studi yang mengembangkan dan memvalidasi model prediksi, algoritma NLP, atau pembelajaran mesin untuk diagnosis, prognosis, atau klasifikasi penyakit pernapasan berbasis data RME. Contohnya meliputi Xie et al. (2025) yang mengembangkan NLP hybrid (rule-based + transformer BERT) untuk ekstraksi gejala asma. Wi et al. (2026) memvalidasi algoritma NLP-PAC untuk ascertainment asma dewasa. Lam et al. (2022) menggunakan RNN multitask untuk prediksi ARDS dari data deret waktu RME (AUROC 0,84). Sathe et al. (2023) menggunakan pendekatan hibrida (aturan otomatis + NLP pada laporan radiologi). Hochberg et al. (2025) mengembangkan klasifikasi ARDS berat berbasis RME dengan format CLIF 2.0. Su et al. (2026) mengembangkan model Pathog-PDx (machine learning) untuk identifikasi 22 patogen pernapasan pada anak. Al-Garadi et al. (2026) menggunakan lightweight NLP untuk identifikasi dokumen PPOK relevan dengan weak supervision. Pikoula et al. (2025) menggunakan unsupervised clustering untuk identifikasi subtype penyakit saluran napas. Navarro & Maya (2024) membangun model prediksi kontrol buruk asma/PPOK berbasis variabel RME.

Kategori ketiga adalah sistem pendukung keputusan klinis (CDSS) dan intervensi berbasis RME (n=6 artikel, 15,0%). Kategori ini berfokus pada intervensi yang dikirimkan melalui infrastruktur RME untuk mengubah perilaku persepsian atau manajemen klinis. Contohnya meliputi Gulliford et al. (2019) yang melakukan RCT klaster dengan intervensi umpan balik persepsian bulanan via RME (penurunan persepsian antibiotik 12%). Gulliford et al. (2016) melakukan studi kohort keamanan pengurangan persepsian antibiotik menggunakan CPRD. Juszczak et al. (2016) menyusun protokol REDUCE trial untuk intervensi berbasis RME. Blakey et al. (2025) mengevaluasi program ACAER (audit + kuesioner) untuk manajemen PPOK/asma di perawatan primer. Lopez-Canay et al. (2025) mengembangkan CDSS intelligent (two-level: ML + fuzzy expert) untuk prediksi readmission PPOK. Tillekeratne et al. (2024) menyusun kerangka kerja eCDST untuk LRTI di negara berpenghasilan rendah-menengah (Sri Lanka).

Kategori keempat adalah evaluasi kualitas data, interoperabilitas, dan metodologi (n=12 artikel, 30,0%). Kategori ini mencakup studi yang mengevaluasi kelengkapan, kebenaran, standarisasi, atau interoperabilitas data RME, serta studi yang membahas tantangan metodologis dalam pemanfaatan RME. Contohnya meliputi Rijk et al. (2024) yang mengevaluasi kelengkapan dan bias seleksi pencatatan pada teks bebas RME. Pedrera-Jimenez et al. (2022) membandingkan kualitas data EHR vs database manual untuk COVID-19. Jamie et al. (2025) melakukan intervensi template untuk meningkatkan pencatatan data ARI di perawatan primer. Kwok et al. (2025) melakukan tinjauan sistematis dan pembuatan codelist standar untuk bronkitis kronis dan emfisema. Jayatunga et al. (2019) menyusun protokol tinjauan sistematis tentang kode set untuk gejala pernapasan. An et al. (2025) melakukan tinjauan sistematis tentang dimensi kualitas data dalam siklus hidup data klinis. Beberapa artikel dengan topik di luar pernapasan (misalnya Kaminska et al., Rhoades et al., Anzalone et al., Charifson et al., Leder Macek et al.) juga menyumbang wawasan tentang bias seleksi, interoperabilitas, adopsi EHR di rural/urban, serta validasi algoritma untuk kondisi kronis lainnya.

Jenis Outcome Pernapasan

Luaran utama yang diukur dalam ke-40 artikel sangat bervariasi sesuai dengan tujuan dan desain masing-masing studi. Berdasarkan sintesis tematik, luaran tersebut dapat dikelompokkan ke dalam beberapa kategori sebagai berikut. Kategori pertama adalah deteksi wabah, insidensi, dan surveilans epidemiologis (n=7 artikel), yang mencakup kemampuan sistem berbasis RME dalam mendeteksi lonjakan kasus infeksi saluran pernapasan secara tepat waktu, sensitivitas dan ketepatan waktu surveilans dibandingkan sistem konvensional, korelasi antara sinyal teks RME dengan kasus laboratorium, serta keterlambatan pelaporan data dan kelengkapan kasus. Kategori kedua adalah prediksi dan deteksi dini kondisi berat (ARDS, pneumonia, eksaserbasi berat) (n=9 artikel), yang mencakup akurasi prediksi ARDS (AUROC, sensitivitas, spesifisitas) dari model berbasis RME, kemampuan identifikasi dini ARDS (jam hingga hari lebih awal dibanding tinjauan manual), prediksi kontrol buruk asma dan PPOK (akurasi, sensitivitas, spesifisitas), prediksi readmission 90 hari pada PPOK, serta identifikasi subgrup asma anak berisiko tinggi untuk pneumonia, influenza, dan eksaserbasi. Kategori ketiga adalah eksaserbasi penyakit pernapasan kronis (n=4 artikel), yang mencakup tingkat eksaserbasi asma dan PPOK (per 1000 pasien per bulan), perubahan eksaserbasi setelah intervensi berbasis RME, serta hubungan penggunaan SABA/SAMA dengan risiko eksaserbasi. Kategori keempat adalah persepsian antibiotik dan tata kelola antimikroba (n=5 artikel), yang mencakup tingkat persepsian antibiotik untuk ISPA (per 1000 pasien-tahun atau proporsi konsultasi), efek

intervensi umpan balik berbasis RME terhadap pengurangan persepsian antibiotik, serta keamanan pengurangan persepsian (insidensi pneumonia, peritonitis abses, dan sebagainya). Kategori kelima adalah akurasi diagnosis dan identifikasi gejala atau patogen (n=8 artikel), yang mencakup akurasi ekstraksi gejala asma dari teks bebas (PPV, sensitivitas, F1-score), sensitivitas dan spesifisitas algoritma NLP untuk ascertainment asma, akurasi identifikasi patogen pernapasan pada anak (AUC, sensitivitas, spesifisitas), serta kesesuaian definisi ARDS komputasi dengan tinjauan manual (kappa). Kategori keenam adalah rawat inap, kunjungan IGD, dan utilisasi layanan kesehatan (n=5 artikel), yang mencakup tingkat rawat inap terkait penyakit pernapasan, kunjungan IGD dan rawat jalan, serta durasi rawat inap dan kebutuhan ICU. Kategori ketujuh adalah mortalitas (n=4 artikel), yang mencakup mortalitas in-hospital dan 30 hari pada pasien ARDS/COVID-19, mortalitas terkait pernapasan pada berbagai kluster fenotipe, serta mortalitas sebagai luaran keamanan pengurangan persepsian antibiotik. Kategori kedelapan adalah kualitas data, kelengkapan, dan kebenaran dokumentasi (n=5 artikel), yang mencakup kelengkapan pencatatan tanda atau simptom dalam teks bebas, perbandingan kelengkapan dan kebenaran data EHR vs database manual, dimensi kualitas data dalam siklus hidup klinis, serta variasi kode set untuk gejala pernapasan. Kategori terakhir adalah luaran lainnya (n=4 artikel), yang mencakup kepatuhan skrining kanker (sebagai contoh metodologi validasi algoritma), biaya operasional rumah sakit terkait fungsionalitas RME, diversitas partisipan uji klinis, serta adopsi RME dan interoperabilitas dokter rural vs urban.

Kualitas Studi

Penilaian kualitas terhadap 40 artikel dilakukan menggunakan alat yang sesuai dengan masing-masing desain studi (sebagaimana dijelaskan pada sub-bab 3.7). Berikut adalah ringkasan hasil penilaian risiko bias untuk setiap kategori desain.

Secara umum, studi kohort retrospektif yang direview memiliki kualitas sedang hingga tinggi. Sebagian besar studi menggunakan sampel yang besar (ratusan ribu hingga jutaan pasien) dan memanfaatkan data RME yang telah tervalidasi dari sistem kesehatan yang mapan (misalnya CPRD di Inggris, Kaiser Permanente di AS). Namun, kelemahan umum pada desain ini adalah potensi bias seleksi (karena hanya mencakup pasien yang aktif menggunakan layanan kesehatan) dan ketergantungan pada kelengkapan dokumentasi klinis yang tidak dirancang untuk tujuan penelitian. Studi dengan pengendalian kovariat yang memadai (misalnya usia, jenis kelamin, komorbiditas) dinilai lebih tinggi kualitasnya.

Kualitas studi pengembangan atau pemodelan (algoritma, NLP, ML) bervariasi. Studi yang melakukan validasi eksternal pada dataset yang berbeda dari dataset pelatihan dinilai memiliki kualitas lebih tinggi dibandingkan studi yang hanya melakukan validasi internal atau cross-validation. Beberapa studi menyertakan perbandingan dengan standar emas manual (chart review) yang dilakukan secara independen, sehingga meningkatkan kredibilitas. Namun, sebagian besar studi pengembangan model memiliki risiko bias karena tidak melaporkan handling data yang hilang secara transparan atau tidak melakukan uji generalisasi ke populasi yang berbeda secara demografis.

Kedua RCT klaster (Gulliford et al., 2019; serta protokol Juszczak et al., 2016) memiliki kualitas tinggi dengan risiko bias rendah, karena menggunakan alokasi acak, concealment of allocation, analisis intensi-untuk-mengobati (intention-to-treat), serta pelaporan yang lengkap sesuai pedoman CONSORT untuk klaster. Namun, keterbatasan utama adalah ketidakmampuan untuk melakukan blinding pada praktisi terhadap intervensi (karena intervensi berupa umpan balik persepsian dan DST yang terlihat pada sistem RME).

Tinjauan sistematis yang disertakan (Kwok et al., 2025; An et al., 2025) memiliki kualitas sedang hingga tinggi. Keduanya mengikuti protokol PRISMA, melakukan pencarian yang komprehensif, dan melaporkan proses seleksi secara transparan. Namun, tidak ada penilaian kualitas studi yang diinklusi secara eksplisit dalam tinjauan tersebut, sehingga berisiko bias dalam sintesis.

Studi potong lintang, analisis deret waktu, dan studi kualitatif umumnya dinilai memiliki kualitas sedang karena desainnya yang tidak memungkinkan inferensi kausal yang kuat. Namun, studi deret waktu seperti Temte et al. (2019) dan Teo et al. (2021) memiliki kekuatan dalam hal ketepatan waktu dan kemampuan mendeteksi pola musiman. Studi kualitatif (Sally et al., 2021) dinilai berkualitas baik dalam hal transferabilitas dan kedalaman analisis tematik.

Artikel-artikel dengan topik di luar pernapasan dimasukkan karena relevan secara metodologis (misalnya tentang validasi algoritma, kualitas data, interoperabilitas, bias seleksi). Kualitasnya bervariasi dari

sedang hingga tinggi. Secara umum, studi validasi algoritma (Charifson et al., 2026; Leder Macek et al., 2021) memiliki kualitas baik karena menggunakan standar emas manual, sedangkan studi cross-sectional (Anzalone et al., 2025; Rhoades et al., 2022) memiliki risiko bias karena sifat potong lintang dan ketergantungan pada data laporan mandiri. Secara keseluruhan, mayoritas artikel yang direview memiliki kualitas sedang hingga tinggi. Studi kohort retrospektif dan RCT klaster memberikan bukti yang paling kuat untuk efektivitas intervensi, sementara studi pengembangan model perlu diinterpretasi dengan hati-hati terutama jika tidak memiliki validasi eksternal. Kesenjangan kualitas yang paling mencolok adalah minimnya studi dari negara berkembang dan kurangnya validasi prospektif untuk sebagian besar model prediksi berbasis RME.

Pembahasan

Konsep Established

Rekam Medis Elektronik (RME) telah dikenal secara luas sebagai repositori data klinis yang kaya, menawarkan potensi besar untuk penelitian kesehatan masyarakat dan peningkatan kualitas layanan. Berbeda dengan sistem pencatatan manual, RME menyimpan informasi longitudinal yang granular, mencakup data demografis, diagnosis terstruktur, hasil laboratorium, riwayat peresepan, hingga catatan naratif klinis dalam format teks bebas (1,9). Namun, sejumlah tantangan fundamental masih menghambat optimalisasi pemanfaatan RME. Interoperabilitas antar sistem RME yang berbeda, baik antar fasilitas kesehatan maupun antar wilayah, masih menjadi kendala utama karena variasi dalam format data, terminologi klinis, dan standar pengkodean (34,36). Selain itu, kualitas data meliputi kelengkapan (*completeness*), kebenaran (*correctness*), dan konsistensi (*consistency*) sering kali tidak terjamin karena dokumentasi klinis tidak dirancang untuk tujuan penelitian sekunder (1,10).

Sistem surveilans penyakit pernapasan konvensional umumnya bersifat reaktif, mengandalkan pelaporan kasus secara manual dari fasilitas kesehatan sentinel atau sistem registrasi berbasis kunjungan. Pendekatan ini sering mengalami keterlambatan deteksi lonjakan kasus, *underreporting*, serta kesulitan dalam mengintegrasikan informasi dari berbagai sumber (7,8). Kemampuan prediksi dini terhadap kejadian luar biasa seperti wabah influenza, lonjakan RSV, atau pandemi COVID-19 masih sangat terbatas karena ketergantungan pada data klinis yang tidak real-time dan kurangnya model analitik yang terintegrasi (2,3). Dengan demikian, transformasi menuju sistem surveilans digital yang proaktif, berbasis data RME, dan didukung oleh kecerdasan buatan menjadi sebuah keniscayaan.

Interpretasi Temuan Utama

Surveilans dan deteksi dini

Bukti dari tinjauan ini menunjukkan bahwa RME mampu mengubah paradigma pemantauan penyakit pernapasan dari pendekatan reaktif menjadi surveilans proaktif yang berbasis data real-time. Lomholt et al. (2025) mendemonstrasikan bahwa sistem berbasis register nasional di Denmark mampu mendeteksi fluktuasi mingguan kasus *Severe Acute Respiratory Infection* (SARI) dengan penundaan hanya 8 hari, jauh lebih cepat dibandingkan sistem surveilans sentinel manual yang memerlukan waktu lebih panjang untuk konsolidasi data (8). Temuan ini dikonfirmasi oleh Teo et al. (2021) yang mengembangkan agregasi kata kunci real-time dari teks bebas catatan klinis, menghasilkan sinyal pneumonia virus yang berkorelasi dengan kasus laboratorium ($r=0,783$) dan memberikan peringatan hingga 4 hari lebih awal (3). Demikian pula, algoritma RAVIOLI yang dikembangkan Cocoros et al. (2024) menghasilkan gambaran situasi lintas-patogen yang lebih sensitif dan granular dibandingkan surveilans tradisional, serta mampu mendeteksi lonjakan RSV, influenza, dan SARS-CoV-2 secara simultan.

Namun demikian, kelengkapan data masih menjadi kendala signifikan (7). van Straten et al. (2025) mengevaluasi registry ICU nasional Belanda (NICE) dan menemukan bahwa pada lag time 2 minggu, hanya 6% kasus SARI yang teridentifikasi, dengan kelengkapan baru mencapai 97% setelah 52 minggu. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun RME memiliki potensi besar untuk surveilans cepat, infrastruktur pengumpulan data yang tidak dirancang untuk real-time masih menghambat pemanfaatannya secara optimal (27). Selain itu, Rijk et al. (2024) menemukan bahwa lebih dari 50% tanda klinis penting dalam catatan pernapasan tidak tercatat secara lengkap dalam kolom teks bebas RME, mengindikasikan adanya bias seleksi pencatatan di mana klinisi cenderung hanya mendokumentasikan temuan yang abnormal atau memiliki implikasi terapeutik langsung. Seleksi ini dapat mengganggu inferensi epidemiologis jika tidak ditangani dengan metode imputasi atau pemodelan yang tepat (1).

Model prediksi, kecerdasan buatan, dan Natural Language Processing (NLP)

Tinjauan ini menemukan bahwa integrasi NLP dan pembelajaran mendalam (*deep learning*) ke dalam ekosistem RME secara transformatif meningkatkan kemampuan deteksi dini kondisi pernapasan berat, terutama ARDS. Lam et al. (2022) mengembangkan model *multitask recurrent neural network* (RNN) yang memanfaatkan data deret waktu tanda vital dan laboratorium dari RME, mencapai AUROC 0,84 untuk prediksi ARDS pada validasi eksternal dari 7 rumah sakit. Model ini mampu memprediksi ARDS rata-rata 108 jam sebelum diagnosis klinis ditegakkan (12). Sathe et al. (2023) menggunakan pendekatan hibrida (aturan otomatis + NLP pada laporan radiologi) dan menemukan kesesuaian yang sangat tinggi dengan tinjauan manual (κ 0,85), serta mampu mengidentifikasi kasus ARDS 2–13 jam lebih awal. Hochberg et al. (2025) mengembangkan klasifikasi ARDS berat berbasis RME dengan format data terstandarisasi CLIF 2.0, mencapai *positive predictive value* (PPV) 66–71% pada dua kohort yang berbeda secara temporal dan geografis (13).

Untuk penyakit pernapasan kronis, model prediksi berbasis RME juga menunjukkan performa yang menjanjikan. Xie et al. (2025) mengembangkan algoritma NLP hybrid (rule-based + transformer BERT) untuk mengekstraksi empat gejala asma (batuk, dispnea, wheezing, dada tertekan) dari teks bebas RME, mencapai F1-score >0,95 dan PPV 96,5–97,4%. Algoritma ini mampu menangkap gejala granular yang seringkali tidak tertangkap dalam data terstruktur. Wi et al. (2026) memvalidasi algoritma NLP-PAC (*Predetermined Asthma Criteria*) untuk ascertainment asma dewasa, dengan sensitivitas 92% dan spesifisitas 99% dibandingkan tinjauan manual (17). Dalam konteks pediatrik, Su et al. (2026) mengembangkan model *machine learning* Pathog-PDx yang mengintegrasikan 42 fitur klinis dan laboratorium dari EHR untuk mengidentifikasi 22 patogen pernapasan pada anak, mencapai AUC 0,95 untuk influenza virus dan AUC rata-rata 0,88 untuk berbagai patogen, serta divalidasi secara prospektif pada 1.338 pasien (4).

Penemuan sub tipe fenotipe penyakit juga dimungkinkan berkat pendekatan *unsupervised learning*. Pikoula et al. (2025) menggunakan *k-means clustering* pada data RME primer dari 626.651 pasien dan mengidentifikasi 7 kluster yang melampaui batasan diagnostik tradisional asma, PPOK, dan bronkiektasis, termasuk kluster neutrofilik perokok dengan outcome buruk dan kluster dengan komorbiditas kardiovaskular yang memiliki risiko rawat inap tertinggi (28). Hal ini membuka jalan bagi pendekatan pengobatan presisi (*precision medicine*) yang lebih personal.

Intervensi klinis berbasis RME

Sistem pendukung keputusan klinis (*Clinical Decision Support System/CDSS*) yang terintegrasi dengan RME terbukti efektif dalam mengoptimalkan tata laksana terapeutik, khususnya dalam pengendalian persepsan antibiotik. Gulliford et al. (2019) melalui uji coba terkontrol acak klaster pada 79 praktik umum di Inggris menunjukkan bahwa pemberian umpan balik persepsan secara elektronik melalui infrastruktur RME berhasil menurunkan tingkat persepsan antibiotik tidak perlu sebesar 12% secara keseluruhan dan hingga 16% pada kelompok dewasa produktif (usia 15–84 tahun). Satu resep antibiotik dihindari untuk setiap 62 pasien dewasa per tahun. Analisis keamanan tidak menemukan peningkatan risiko komplikasi seperti pneumonia atau peritonsilar abses pada kelompok intervensi (16). Studi kohort oleh Gulliford et al. (2016) yang melibatkan 610 praktik umum dan 45,5 juta orang-tahun memperkuat temuan ini, dengan estimasi bahwa pengurangan 10% persepsan antibiotik dikaitkan dengan peningkatan insidensi pneumonia sebesar 1,1 kasus per tahun per praktik dengan 7000 pasien, suatu peningkatan yang kecil secara absolut namun perlu diwaspadai pada subkelompok rentan (15).

Dalam manajemen penyakit kronis, program *quality improvement* berbasis RME seperti ACAER (*Achieving Clinical Audits with Electronic Records*) yang dievaluasi oleh Blakey et al. (2025) pada 21 praktik primer di Australia menunjukkan penurunan tingkat eksaserbasi pada pasien asma berisiko tinggi dari 74,8 menjadi 32,4 per 1000 per bulan, dan pada PPOK dari 122,9 menjadi 91,2 per 1000 per bulan. Sebanyak 48,4% pasien asma dan 59,3% pasien PPOK mengalami perubahan terapi dalam satu tahun pertama pasca-intervensi (21). Lopez-Canay et al. (2025) mengembangkan CDSS dua tingkat (tiga algoritma *machine learning* + *fuzzy expert system*) untuk memprediksi readmission 90 hari pada PPOK, mencapai AUC 0,77 pada *test set* dengan sensitivitas 67% dan spesifisitas 75%. Sistem ini mengidentifikasi 12 variabel prediktor, termasuk faktor sosial seperti tingkat ketergantungan dalam aktivitas sehari-hari, yang jarang dipertimbangkan dalam model konvensional (22).

Namun, efektivitas intervensi berbasis RME tidak selalu konsisten antar kelompok usia. Gulliford et al. (2019) menemukan bahwa intervensi umpan balik tidak efektif pada anak-anak (usia <15 tahun) dan lansia sangat tua (≥ 85 tahun). Temuan ini mengindikasikan bahwa strategi *stewardship* antimikroba perlu disesuaikan secara spesifik berdasarkan karakteristik populasi target, mengingat adanya kekhawatiran keamanan yang lebih tinggi pada kelompok rentan (16).

Kualitas data dan interoperabilitas

Keberhasilan pemanfaatan RME untuk surveilans dan manajemen penyakit pernapasan sangat bergantung pada kualitas data yang mendasarinya. Tinjauan ini mengidentifikasi sejumlah tantangan sistematis dalam aspek ini. Pertama, ketidaklengkapan pencatatan (*incompleteness*). Rijk et al. (2024) menganalisis secara manual 1.000 konsultasi ISPB di perawatan primer Belanda dan menemukan bahwa untuk 12 dari 16 tanda/simptom yang relevan, lebih dari 50% nilai tidak tercatat dalam teks bebas (1). Pola pencatatan ini bersifat selektif, di mana nilai abnormal atau positif cenderung lebih sering didokumentasikan dibandingkan nilai normal, sehingga menimbulkan bias *missing not at random* yang melanggar asumsi metode imputasi standar.

Kedua, variasi kode klinis. Jayatunga et al. (2019) melalui protokol tinjauan sistematis mengidentifikasi variasi yang substansial dalam penggunaan daftar kode ICD untuk gejala pernapasan antar studi dan antar sistem kesehatan. Ketidakkonsistenan ini menciptakan heterogenitas metodologis yang menyulitkan harmonisasi dan perbandingan hasil riset berbasis RME (25). Sebagai respons, Kwok et al. (2025) melakukan tinjauan sistematis dan menghasilkan codelist standar untuk bronchitis kronis (ICD-9: 490,491; ICD-10: J40,J41,J42,J44) dan emfisema (ICD-9: 492; ICD-10: J43), serta codelist SNOMED CT yang masing-masing terdiri dari 31 dan 23 kode (29). Upaya standarisasi semacam ini sangat penting untuk meningkatkan reproduktibilitas dan validitas eksternal penelitian berbasis RME.

Ketiga, otomatisasi penilaian kualitas data. An et al. (2025) dalam tinjauan sistematisnya mengusulkan siklus hidup manajemen kualitas data klinis yang terdiri dari empat tahap (perencanaan, konstruksi, operasi, pemanfaatan) dan mengidentifikasi enam dimensi kualitas yang paling sering digunakan: *completeness* (94 artikel), *plausibility* (72), *concordance* (81), *security* (33), *currency* (42), dan *interoperability* (35) (32). Pedrera-Jimenez et al. (2022) membandingkan dataset yang berasal dari EHR terstruktur dengan database penelitian COVID-19 yang dikumpulkan secara manual, dan menemukan bahwa EHR memiliki kelengkapan yang lebih tinggi (331.796 catatan *daily observations* vs 27.848 manual) namun dengan PPV yang lebih rendah pada beberapa domain (misalnya 58,41% untuk *signs and symptoms* karena entri teks bebas) (10). Temuan ini menunjukkan bahwa otomatisasi ekstraksi data perlu disertai dengan validasi berkala terhadap standar emas manual.

Keempat, tantangan interoperabilitas antar sistem. Rhoades et al. (2022) menganalisis 1.596 rumah sakit di AS dan menemukan bahwa setiap penambahan satu fungsi EHR dikaitkan dengan penurunan biaya operasional sebesar 0,14% di rumah sakit urban, tetapi tidak signifikan di rumah sakit rural (34). Anzalone et al. (2025) mengonfirmasi disparitas ini dengan menunjukkan bahwa adopsi EHR bersertifikat lebih rendah pada dokter rural (64% vs 74% di urban), dan *Promoting Interoperability Score* juga lebih rendah pada praktik rural ($\beta = -3,5$). Faktor seperti *extreme hardship*, status praktik kecil, dan lokasi di wilayah kekurangan tenaga kesehatan berkontribusi signifikan terhadap rendahnya adopsi dan interoperabilitas (36). Temuan ini menggarisbawahi perlunya intervensi tertarget untuk mengatasi kesenjangan digital antara wilayah rural dan urban.

Mekanisme Biologis/Patofisiologis yang Relevan

Tidak semua artikel yang direview membahas mekanisme biologis secara mendalam, mengingat sebagian besar studi berfokus pada aspek epidemiologis, algoritmik, atau sistem informasi. Namun, untuk luaran seperti ARDS, eksaserbasi PPOK/asma, dan pneumonia pasca-COVID-19, deteksi dini melalui tanda vital dan parameter laboratorium yang terekam dalam RME memiliki implikasi patofisiologis yang penting.

Dalam konteks ARDS, progresivitas kondisi ditandai oleh penurunan rasio $\text{PaO}_2/\text{FiO}_2$, peningkatan laju pernapasan, dan kebutuhan ventilasi mekanis. Lam et al. (2022) menunjukkan bahwa model *recurrent neural network* (RNN) yang memanfaatkan data deret waktu dari RME (termasuk saturasi oksigen, laju pernapasan, dan penanda inflamasi seperti hitung leukosit) mampu memprediksi ARDS rata-rata 108 jam sebelum diagnosis klinis ditegakkan (12). Deteksi dini ini memungkinkan implementasi strategi ventilasi pelindung

paru (*low tidal volume ventilation*) dan manajemen cairan yang lebih ketat, yang secara patofisiologis dapat mencegah cedera alveolar difus yang progresif dan mengurangi akumulasi edema paru. Sathe et al. (2023) menambahkan bahwa penggunaan NLP pada laporan radiologi untuk mendeteksi opasitas bilateral yang mencerminkan kebocoran alveolar akibat cedera endotel mempercepat identifikasi ARDS hingga 2–13 jam dibandingkan tinjauan manual (13). Dengan memperpendek interval antara onset patofisiologis dan intervensi, luaran seperti mortalitas dan durasi ventilasi mekanis dapat ditekan.

Pada eksaserbasi PPOK dan asma, peningkatan frekuensi penggunaan bronkodilator kerja pendek (SABA) merupakan penanda klinis penting yang mencerminkan peningkatan tonus otot polos bronkus, inflamasi saluran napas, dan obstruksi aliran udara. Navarro & Maya (2024) menggunakan variabel jumlah canister SABA/SAMA yang diresepkan dalam setahun terakhir sebagai proksi untuk kontrol penyakit yang buruk, dengan akurasi prediksi mencapai 86–88% (11). Dari sudut pandang patofisiologis, peningkatan konsumsi SABA mencerminkan hiperresponsivitas bronkus yang tidak terkendali, yang jika dibiarkan dapat memicu remodeling jalan napas dan penurunan fungsi paru ireversibel. Dengan mengidentifikasi pasien berisiko tinggi melalui data RME, klinisi dapat melakukan eskalsasi terapi (misalnya peningkatan dosis kortikosteroid inhalasi atau penambahan biologik) sebelum terjadi eksaserbasi berat yang memerlukan rawat inap.

Dalam konteks COVID-19, Wang et al. (2023) mengekstraksi gejala pernapasan seperti batuk, dispnea, dan wheezing dari teks bebas RME pada pasien dengan asma (9). Gejala-gejala ini mencerminkan respons inflamasi mukosa saluran napas terhadap infeksi SARS-CoV-2, yang pada pasien asma dapat diperburuk oleh disregansi imun tipe 2 yang sudah ada sebelumnya. Deteksi dini gejala-gejala tersebut memungkinkan intervensi seperti pemberian kortikosteroid sistemik atau bronkodilator, serta monitoring ketat untuk mencegah perburukan menuju ARDS. Secara keseluruhan, meskipun mekanisme biologis tidak menjadi fokus utama tinjauan, bukti menunjukkan bahwa deteksi dini melalui tanda vital, parameter laboratorium, dan gejala yang terekam dalam RME memiliki landasan patofisiologis yang kuat dan secara langsung berkontribusi pada percepatan intervensi klinis serta pencegahan perburukan penyakit.

Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Tinjauan sistematis ini memperluas dan melengkapi temuan dari tinjauan-tinjauan sebelumnya tentang pemanfaatan RME dalam kesehatan pernapasan. Sejumlah tinjauan sistematis terdahulu telah mengkaji aspek-aspek tertentu secara terpisah, namun belum ada yang secara simultan mengintegrasikan tiga domain utama: surveilans, intervensi klinis berbasis RME, dan pemanfaatan NLP/AI.

Sebagai perbandingan, tinjauan oleh Seinen et al. (2022) dalam *Journal of the American Medical Informatics Association* (tidak termasuk dalam 40 artikel karena di luar korpus) berfokus pada penggunaan teks tidak terstruktur dalam model prediksi klinis secara umum, namun tidak secara spesifik menelaah penyakit pernapasan. Tinjauan oleh Lewis et al. (2023) dalam *JAMIA* (juga di luar korpus) membahas alat penilaian kualitas data EHR tetapi tidak mengintegrasikan aspek prediksi atau intervensi. Sementara itu, tinjauan sistematis oleh Kwok et al. (2025) dan Jayatunga et al. (2019) yang termasuk dalam korpus kami hanya berfokus pada standarisasi kode klinis untuk penyakit pernapasan, tanpa mengevaluasi efektivitas intervensi atau model prediksi (25,29).

Dengan demikian, kebaruan tinjauan ini terletak pada cakupannya yang lebih luas dan integratif. Pertama, tinjauan ini mengonfirmasi temuan sebelumnya tentang efektivitas RME untuk surveilans (misalnya sistem nasional Denmark oleh Lomholt et al., 2025), namun juga mengidentifikasi tantangan kelengkapan data (1,27) yang sering diabaikan dalam tinjauan terdahulu. Kedua, tinjauan ini memperkuat bukti bahwa integrasi NLP dan AI secara signifikan meningkatkan nilai klinis RME, seperti yang ditunjukkan oleh Xie et al. (2025), Wi et al. (2026), Lam et al. (2022), dan Su et al. (2026). Hal ini melampaui tinjauan sebelumnya yang umumnya hanya membahas struktur data RME tanpa menyentuh aspek kecerdasan buatan. Ketiga, tinjauan ini secara eksplisit menyertakan intervensi klinis berbasis CDSS (Gulliford et al., 2019; Blakey et al., 2025; Lopez-Canay et al., 2025), yang jarang menjadi fokus dalam tinjauan sistematis tentang RME. Keempat, tinjauan ini mengidentifikasi kesenjangan geografis yang signifikan (tidak ada studi dari Indonesia) dan kesenjangan metodologis (minimnya validasi eksternal pada studi pengembangan model), yang belum banyak disorot dalam tinjauan sebelumnya. Secara keseluruhan, tinjauan ini tidak hanya mengkonfirmasi temuan-temuan kunci dari penelitian terdahulu, tetapi juga memperluas cakupan dengan menyertakan aspek AI/NLP, CDSS, dan kualitas data secara simultan, serta menyediakan peta kesenjangan penelitian yang lebih komprehensif.

Implikasi Teoretis dan Praktis

Implikasi Teoretis

Tinjauan ini memberikan beberapa kontribusi konseptual bagi pengembangan teori manajemen informasi kesehatan digital. Pertama, temuan ini memperkuat kerangka “digital biomarker” yang diperkenalkan oleh Juhn et al. (2025). Dalam studi mereka, kombinasi dua algoritma NLP (PAC dan API) pada data RME anak usia 3 tahun mampu mengidentifikasi subgrup asma berisiko tinggi untuk pneumonia (HR 2,14), influenza (HR 2,92), dan eksaserbasi asma (HR 2,10) (23). Konsep *digital biomarker* memperluas pengertian biomarker tradisional (yang berbasis molekuler atau fisiologis) mencakup pola-pola kompleks yang diekstraksi dari data rekam medis elektronik menggunakan kecerdasan buatan. Hal ini membuka peluang untuk stratifikasi risiko yang lebih personal dan dinamis, tanpa perlu pengambilan sampel biologis yang invasif.

Kedua, tinjauan ini mendukung kerangka “RME sebagai infrastruktur surveilans adaptif”. Berbeda dengan sistem surveilans tradisional yang bersifat kaku dan reaktif, RME yang terintegrasi dengan algoritma real-time (seperti pada Teo et al., 2021; Cocoros et al., 2024) mampu beradaptasi terhadap perubahan pola penyakit dan menyediakan intelijen epidemiologis yang granular (3,7). Konsep ini menekankan bahwa nilai RME tidak hanya terletak pada data yang tersimpan, tetapi juga pada kemampuannya untuk belajar dan beradaptasi melalui umpan balik berkelanjutan dari praktisi klinis dan sistem.

Ketiga, temuan ini menantang asumsi bahwa data terstruktur RME sudah memadai untuk penelitian klinis. Berbagai studi (Xie et al., 2025; Wang et al., 2023; Rijk et al., 2024) menunjukkan bahwa teks bebas mengandung informasi penting yang tidak tertangkap dalam kode terstruktur (1,9,17). Oleh karena itu, pendekatan hibrida yang menggabungkan data terstruktur dengan ekstraksi teks bebas berbasis NLP merupakan perkembangan teoretis yang penting.

Implikasi Praktis

Temuan tinjauan ini memiliki sejumlah implikasi yang mendesak bagi penyelenggara layanan kesehatan, pembuat kebijakan, dan praktisi klinis.

Pertama, rumah sakit dan sistem kesehatan perlu mengintegrasikan NLP dan CDSS ke dalam infrastruktur RME mereka. Bukti dari Xie et al. (2025), Wi et al. (2026), dan Lam et al. (2022) menunjukkan bahwa teknologi ini tidak lagi bersifat eksperimental, tetapi telah matang untuk diterapkan dalam skala besar (12,17,18). Investasi dalam *platform* NLP terstandar (seperti CLIF 2.0 yang digunakan Hochberg et al., 2025) dan sistem pendukung keputusan klinis (seperti pada Gulliford et al., 2019) dapat memberikan *return on investment* melalui penurunan persepsian antibiotik yang tidak perlu, pengurangan rawat inap, dan peningkatan keselamatan pasien.

Kedua, pelatihan tenaga kesehatan dalam pemanfaatan data RME sangat penting. Temuan Rijk et al. (2024) tentang pencatatan yang tidak lengkap dan selektif menunjukkan bahwa perilaku dokumentasi klinisi secara langsung mempengaruhi kualitas data (1). Oleh karena itu, program pelatihan tentang pentingnya pencatatan yang lengkap, konsisten, dan terstruktur perlu menjadi bagian dari kurikulum pendidikan kedokteran berkelanjutan. Selain itu, praktisi perlu diberikan panduan tentang cara menginterpretasikan dan merespons keluaran dari CDSS atau model prediksi.

Ketiga, justifikasi investasi untuk interoperabilitas perlu didasarkan pada bukti ekonomi. Rhoades et al. (2022) menunjukkan bahwa setiap penambahan fungsi EHR di rumah sakit urban dikaitkan dengan penurunan biaya operasional 0,14% (34). Anzalone et al. (2025) mengidentifikasi disparitas adopsi EHR antara praktik rural dan urban. Oleh karena itu, pembuat kebijakan perlu mengalokasikan sumber daya secara tertarget untuk mengurangi kesenjangan digital, misalnya melalui subsidi untuk praktik kecil dan rural, serta pengembangan infrastruktur jaringan di daerah terpencil.

Keempat, standarisasi kode klinis (seperti yang diusulkan Kwok et al., 2025 untuk bronkitis kronis dan emfisema) perlu diadopsi secara luas. Penggunaan codelist yang seragam antar institusi akan memfasilitasi kolaborasi riset multisenter, meta-analisis, dan pembaruan pedoman klinis berbasis bukti yang lebih kuat.

Kelima, di negara berkembang seperti Indonesia, temuan ini mengindikasikan perlunya pembangunan kapasitas lokal dalam pemanfaatan RME. Studi dari Sri Lanka (26) menunjukkan bahwa eCDST yang dikembangkan dengan data lokal dan biaya rendah dapat menjadi model yang relevan. Oleh karena itu, investasi dalam sistem RME nasional yang terintegrasi, pelatihan sumber daya manusia, serta kolaborasi internasional untuk transfer teknologi sangat dianjurkan.

Implikasi Kebijakan

Temuan tinjauan sistematis ini memiliki sejumlah implikasi penting bagi pembuat kebijakan di tingkat nasional maupun internasional, khususnya dalam upaya optimalisasi pemanfaatan Rekam Medis Elektronik (RME) untuk pemantauan dan manajemen penyakit pernapasan.

Pertama, pentingnya standar data nasional dan kebijakan keterbukaan data (openEHR, FHIR). Keberhasilan integrasi data RME antar fasilitas kesehatan, antar wilayah, bahkan antar negara sangat bergantung pada adanya format data yang terstandarisasi dan interoperabel. Studi oleh Hochberg et al. (2025) menunjukkan bahwa penggunaan format *Common Longitudinal ICU Format* (CLIF 2.0) memungkinkan klasifikasi ARDS berbasis RME dengan performa yang konsisten di dua sistem kesehatan yang berbeda secara temporal dan geografis (14). Demikian pula, Kwok et al. (2025) menekankan perlunya standarisasi codelist untuk penyakit pernapasan seperti bronkitis kronis dan emfisema, mengingat variasi kode ICD yang luas antar studi menghambat komparabilitas dan reproduisibilitas (29). Pemerintah perlu mengadopsi standar seperti openEHR atau FHIR (*Fast Healthcare Interoperability Resources*) sebagai dasar pertukaran data kesehatan nasional. Selain itu, kebijakan keterbukaan data (*open data*) dengan tetap menjaga privasi pasien (melalui anonimisasi dan pengelolaan izin akses) akan mendorong riset kolaboratif skala besar, seperti yang ditunjukkan oleh konsorsium RME di Minnesota (6) yang melibatkan 11 sistem kesehatan untuk mengevaluasi efektivitas vaksin booster COVID-19.

Kedua, untuk negara berkembang, perlu adaptasi teknologi murah dan pelatihan. Tinjauan ini tidak menemukan satupun studi dari Indonesia, dan hanya dua studi dari negara berpenghasilan menengah (China dan Sri Lanka). Tillekeratne et al. (2024) dari Sri Lanka menawarkan kerangka kerja yang relevan: pengembangan *electronic Clinical Decision Support Tool* (eCDST) untuk LRTI yang berbasis data lokal, biaya rendah, adaptif terhadap ketersediaan sumber daya, dan dapat diperbarui secara real-time.

Prinsip-prinsip ini dapat diadopsi oleh negara berkembang lainnya. Pemerintah perlu mengalokasikan anggaran untuk infrastruktur digital dasar yang mencakup konektivitas internet, perangkat keras, dan sistem rekam medis elektronik yang terjangkau, pelatihan tenaga kesehatan dalam dokumentasi klinis elektronik yang baik mengingat temuan Rijk et al. (2024) bahwa pencatatan yang tidak lengkap dan selektif merupakan masalah universal serta kolaborasi Selatan-Selatan dan kemitraan dengan lembaga internasional guna mendukung transfer teknologi dan peningkatan kapasitas.

Ketiga, insentif untuk adopsi dan interoperabilitas di wilayah rural. Anzalone et al. (2025) dan Rhoades et al. (2022) mengidentifikasi disparitas signifikan dalam adopsi EHR dan interoperabilitas antara praktik rural dan urban di AS. Kebijakan seperti subsidi untuk praktik kecil, bantuan teknis, dan program pelatihan khusus rural perlu dipertimbangkan untuk mencegah melebarnya kesenjangan digital. Di negara berkembang dengan populasi rural yang besar, hal ini menjadi semakin kritis.

Keempat, penguatan regulasi tentang kualitas data dan validasi algoritma. An et al. (2025) mengusulkan siklus hidup manajemen kualitas data yang terdiri dari perencanaan, konstruksi, operasi, dan pemanfaatan. Regulator kesehatan perlu mewajibkan fasilitas kesehatan untuk melakukan penilaian kualitas data secara berkala (misalnya kelengkapan, kebenaran, ketepatan waktu) dan melaporkan metrik tersebut secara transparan. Selain itu, algoritma prediksi atau CDSS yang digunakan dalam pengambilan keputusan klinis sebaiknya melalui proses validasi eksternal yang terdokumentasi, seperti yang dilakukan oleh Lam et al. (2022) dan Su et al. (2026), untuk meminimalkan risiko bias dan kesalahan diagnosis.

Keterbatasan Tinjauan

Tinjauan sistematis ini memiliki sejumlah keterbatasan yang perlu diakui secara reflektif untuk memberikan perspektif yang proporsional terhadap kekuatan dan validitas temuan yang dihasilkan. Pertama, jumlah artikel yang dianalisis (40 artikel) secara kuantitatif sudah mencukupi untuk tinjauan sistematis, namun masih didominasi oleh negara maju (AS, Inggris, Denmark, Belanda, Spanyol, Australia). Hanya dua artikel dari negara berpenghasilan menengah (China dan Sri Lanka) dan tidak ada sama sekali dari Indonesia atau kawasan Asia Tenggara lainnya. Hal ini membatasi generalisasi temuan ke konteks sistem kesehatan yang memiliki sumber daya terbatas, infrastruktur digital yang belum matang, dan karakteristik epidemiologis yang berbeda.

Kedua, heterogenitas desain studi dan luaran yang sangat tinggi tidak memungkinkan dilakukannya meta-analisis. Variasi dalam populasi, jenis intervensi (surveilans, prediksi, CDSS, kualitas data), komparator, serta ukuran outcome (misalnya AUROC, sensitivitas, spesifisitas, tingkat peresepan, eksaserbasi) membuat

sintesis kuantitatif tidak feasible. Oleh karena itu, pendekatan sintesis kualitatif tematik yang digunakan tetap rentan terhadap interpretasi subjektif meskipun telah dilakukan dengan prosedur yang sistematis.

Ketiga, tidak adanya studi dari Indonesia mengakibatkan keterbatasan dalam menggeneralisasi temuan ke konteks sistem kesehatan Indonesia. Karakteristik penyakit pernapasan di Indonesia (misalnya beban tuberkulosis, polusi udara perkotaan yang tinggi, akses layanan kesehatan yang tidak merata) mungkin berbeda secara signifikan dengan negara-negara tempat studi dilakukan. Selain itu, tingkat adopsi RME, kualitas data, dan ketersediaan sumber daya manusia terampil di Indonesia juga berbeda, sehingga implementasi temuan-temuan ini perlu dilakukan dengan hati-hati dan adaptasi lokal.

Keempat, potensi bias publikasi (*publication bias*). Pencarian literatur hanya mencakup artikel yang dipublikasikan dalam jurnal bereputasi dan tersedia dalam akses terbuka atau dapat diakses. Studi dengan temuan negatif atau nol cenderung lebih sulit dipublikasikan dan tidak terindeks dalam basis data yang sama, sehingga dapat menyebabkan *overestimation* efektivitas intervensi berbasis RME. Selain itu, pembatasan pada artikel berbahasa Inggris dan Indonesia (namun tidak ada artikel berbahasa Indonesia yang memenuhi kriteria) juga dapat mengakibatkan *language bias*.

Kelima, tidak semua artikel menyertakan validasi eksternal. Sebagian besar studi pengembangan model prediksi (misalnya beberapa model NLP dan ML) hanya melakukan validasi internal atau *cross-validation*, tanpa menguji performa pada dataset independen dari populasi yang berbeda. Hal ini meningkatkan risiko *overfitting* dan mengurangi kepercayaan terhadap generalisasi model. Studi yang melakukan validasi eksternal (seperti Lam et al., 2022; Su et al., 2026; Xie et al., 2025) merupakan pengecualian dan dinilai memiliki kualitas lebih tinggi.

Keenam, keterbatasan akses terhadap data mentah dan protokol analisis. Karena tinjauan ini hanya mengandalkan informasi yang tersedia dalam artikel publikasi beserta lampirannya, kemungkinan terdapat detail metodologis yang tidak dilaporkan secara lengkap (misalnya penanganan data hilang, spesifikasi hiperparameter, atau kode sumber algoritma). Hal ini dapat mempengaruhi reproduksibilitas dan penilaian kritis terhadap validitas studi.

Ketujuh, beberapa artikel dengan topik di luar penyakit pernapasan (Kaminska et al., Rhoades et al., Brown et al., Anzalone et al., Scally et al., Ogunyemi et al., Charifson et al., Leder Macek et al.) tetap disertakan karena relevan secara metodologis (misalnya membahas bias seleksi, interoperabilitas, adopsi EHR rural-urban, validasi algoritma). Namun, kehadiran artikel-artikel ini dapat memperkenalkan heterogenitas tambahan dan perlu diinterpretasi secara hati-hati dalam konteks penyakit pernapasan. Kedelapan, penulis sudah berusaha membatasi artikel hanya untuk 5 tahun terakhir, tetapi karena keterbatasan jumlah artikel, maka penulis menambahkan rentang artikel sampai 10 tahun terakhir.

Arah Penelitian Mendatang

Berdasarkan identifikasi kesenjangan penelitian dan keterbatasan tinjauan ini, sejumlah rekomendasi strategis diajukan untuk mengarahkan agenda riset di bidang pemanfaatan RME dalam manajemen penyakit pernapasan ke depannya. Pertama, perlunya studi di negara berkembang, terutama Indonesia, mengingat riset empiris tentang pemanfaatan RME untuk penyakit pernapasan di Indonesia masih sangat terbatas atau bahkan tidak ada. Studi-studi mendatang perlu mengevaluasi kualitas data RME yang ada di fasilitas kesehatan di Indonesia mencakup kelengkapan, kebenaran, dan konsistensi mengidentifikasi tantangan spesifik dalam adopsi RME seperti infrastruktur, sumber daya manusia, dan regulasi, mengadaptasi serta memvalidasi model prediksi atau algoritma NLP yang sudah terbukti efektif di negara maju ke dalam konteks lokal dengan mempertimbangkan karakteristik demografis, pola penyakit, dan praktik dokumentasi yang berbeda, serta mengembangkan eCDST berbiaya rendah sesuai dengan model yang diusulkan oleh Tillekeratne et al. (2024).

Kedua, validasi algoritma secara prospektif dan integrasi dengan data lingkungan/sosial. Sebagian besar studi yang direview bersifat retrospektif dan menggunakan data historis. Penelitian mendatang sebaiknya dirancang secara prospektif untuk menguji performa algoritma dalam setting klinis real-time. Selain itu, perlu ada integrasi antara data RME dengan data lingkungan (misalnya polusi udara, suhu, kelembaban) dan data sosial ekonomi (kepadatan penduduk, akses layanan kesehatan) untuk meningkatkan akurasi prediksi dan pemahaman tentang determinan sosial penyakit pernapasan. Pendekatan *multimodal* seperti ini telah dicontohkan oleh Su et al. (2026) yang mengintegrasikan 42 fitur klinis dan laboratorium, namun belum mencakup data lingkungan.

Ketiga, pengembangan standar interoperabilitas global. Meskipun Kwok et al. (2025) telah menginisiasi standarisasi codelist untuk bronkitis kronis dan emfisema, masih banyak kondisi pernapasan lain yang belum memiliki codelist standar yang disepakati secara internasional. Kolaborasi multi-negara seperti konsorsium RME di Minnesota (Drawz et al., 2022) perlu diperluas untuk mengembangkan ontologi bersama dan format data terstandar (misalnya perluasan CLIF 2.0 untuk penyakit pernapasan non-ICU). Hal ini akan memfasilitasi penelitian komparatif dan meta-analisis di masa depan.

Keempat, penelitian implementasi dan efektivitas biaya. Sebagian besar studi berfokus pada validasi teknis algoritma atau efektivitas klinis intervensi. Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi adopsi dan keberlanjutan sistem berbasis RME dalam praktik rutin (misalnya melalui pendekatan kualitatif seperti elite interviewing yang digunakan Scally et al., 2021). Selain itu, analisis efektivitas biaya (*cost-effectiveness analysis*) dari implementasi CDSS, model prediksi, atau sistem surveilans berbasis RME sangat diperlukan untuk meyakinkan pembuat kebijakan dalam mengalokasikan sumber daya yang terbatas.

Kelima, penelitian tentang populasi rentan (anak-anak, lansia, dan pasien dengan komorbiditas). Tinjauan ini menemukan bahwa efektivitas intervensi berbasis RME tidak konsisten antar kelompok usia (Gulliford et al., 2019 menunjukkan intervensi tidak efektif pada anak <15 tahun dan lansia ≥85 tahun). Penelitian mendatang perlu secara spesifik merancang dan memvalidasi algoritma, CDSS, atau sistem surveilans yang disesuaikan dengan kebutuhan dan kekhawatiran kelompok rentan ini, termasuk mempertimbangkan aspek keamanan dan etika.

Keenam, pengembangan dan validasi algoritma berbasis *deep learning* yang *explainable* (XAI). Meskipun model *deep learning* (seperti RNN pada Lam et al., 2022 dan transformer pada Xie et al., 2025) memiliki performa tinggi, kurangnya interpretabilitas menjadi kendala dalam penerimaan klinis. Penelitian mendatang perlu mengintegrasikan teknik *explainable artificial intelligence* (XAI), seperti SHAP (Shapley Additive Explanations) atau LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), untuk menjelaskan faktor-faktor apa yang paling berkontribusi terhadap prediksi, sehingga meningkatkan kepercayaan klinisi dan memfasilitasi pengambilan keputusan yang lebih transparan.

Kesimpulan

Berdasarkan sintesis bukti yang tersedia, Rekam Medis Elektronik memiliki potensi yang kuat dalam mendukung surveilans, deteksi dini, dan manajemen penyakit pernapasan melalui integrasi data klinis, clinical decision support systems, natural language processing, serta kecerdasan buatan. Namun demikian, kualitas bukti masih didominasi oleh penelitian dari negara berpendapatan tinggi sehingga generalisasi hasil ke negara berkembang perlu dilakukan secara hati-hati. Penelitian selanjutnya perlu difokuskan pada pengembangan dan evaluasi implementasi Rekam Medis Elektronik di negara berpendapatan rendah dan menengah, termasuk Indonesia, untuk menghasilkan bukti yang lebih representatif terhadap berbagai konteks sistem kesehatan.

References

- [1] MH, Platteel TN, Mulder MMM, Geersing GJ, Rutten FH, van Smeden M, et al. Incomplete and possibly selective recording of signs, symptoms, and measurements in free text fields of primary care electronic health records of adults with lower respiratory tract infections. *J Clin Epidemiol.* 2024 Feb 1;166. doi:10.1016/j.jclinepi.2023.111240 PubMed PMID: 38072176.
- [2] Temte JL, Meiman JG, Gangnon RE. School sessions are correlated with seasonal outbreaks of medically attended respiratory infections: Electronic health record time series analysis, wisconsin 2004–2011. *Epidemiol Infect.* 2019;147. doi:10.1017/S0950268818003424 PubMed PMID: 30868998.
- [3] Teo JTH, Dinu V, Bernal W, Davidson P, Oliynyk V, Breen C, et al. Real-time clinician text feeds from electronic health records. *NPJ Digit Med.* 2021 Dec 1;4(1). doi:10.1038/s41746-021-00406-7
- [4] Su D, Chen Q, Xu R, Chen Q, Ma C, Chen X, et al. Development and validation of a machine learning-based diagnostic system for 22 pediatric respiratory pathogens: a large-scale multicenter study. *NPJ Digit Med.* 2026 May 29. doi:10.1038/s41746-026-02818-9

- [5] McDonald HI, Thomas SL, Millett ERC, Quint J, Nitsch D. Do influenza and pneumococcal vaccines prevent community-acquired respiratory infections among older people with diabetes and does this vary by chronic kidney disease? A cohort study using electronic health records. *BMJ Open Diabetes Res Care*. 2017;5(1). doi:10.1136/bmjdr-2016-000332
- [6] Drawz PE, Desilva M, Bodurtha P, Vazquez Benitez G, Murray A, Chamberlain AM, et al. Effectiveness of BNT162b2 and mRNA-1273 Second Doses and Boosters for Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARS-CoV-2) Infection and SARS-CoV-2-Related Hospitalizations: A Statewide Report From the Minnesota Electronic Health Record Consortium. *Clinical Infectious Diseases*. 2022 Sep 1;75(5):890–2. doi:10.1093/cid/ciac110 PubMed PMID: 35137021.
- [7] Cocoros NM, Eberhardt K, Nguyen VT, Brown CM, DeMaria A, Madoff LC, et al. Electronic Health Record–Based Algorithm for Monitoring Respiratory Virus–Like Illness. *Emerg Infect Dis*. 2024 Jun 1;30(6). doi:10.3201/eid3006.230473 PubMed PMID: 38781684.
- [8] Lomholt FK, Møller KL, Nielsen J, Valentiner-Branth P, Vestergaard LS. Surveillance of severe acute respiratory infections using ICD-10 diagnosis codes and national electronic health records, Denmark, 2022 to 2024. *Eurosurveillance*. 2025 Aug 21;30(33). doi:10.2807/1560-7917.ES.2025.30.33.2400801 PubMed PMID: 40843520.
- [9] Wang L, Foer D, Zhang Y, Karlson EW, Bates DW, Zhou L. Post–Acute COVID-19 Respiratory Symptoms in Patients With Asthma: An Electronic Health Records–Based Study. *Journal of Allergy and Clinical Immunology: In Practice*. 2023 Mar 1;11(3):825–835.e3. doi:10.1016/j.jaip.2022.12.003 PubMed PMID: 36566779.
- [10] Pedrera-Jimenez M, Garcia-Barrio N, Rubio-Mayo P, Maestro G, Lalueza A, Garcia-Reyne A, et al. Making EHRs Trustable: A Quality Analysis of EHR-Derived Datasets for COVID-19 Research. *Stud Health Technol Inform*. 2022 May 25;294:164–8. doi:10.3233/SHTI220430 PubMed PMID: 35612049.
- [11] Navarro Ros FM, Maya Viejo JD. Preclinical Evaluation of Electronic Health Records (EHRs) to Predict Poor Control of Chronic Respiratory Diseases in Primary Care: A Novel Approach to Focus Our Efforts. *J Clin Med*. 2024 Sep 1;13(18). doi:10.3390/jcm13185609
- [12] Lam C, Thapa R, Maharjan J, Rahmani K, Tso CF, Singh NP, et al. Multitask Learning with Recurrent Neural Networks for Acute Respiratory Distress Syndrome Prediction Using Only Electronic Health Record Data: Model Development and Validation Study. *JMIR Med Inform*. 2022 Jun 1;10(6). doi:10.2196/36202
- [13] Sathe NA, Xian S, Mabrey FL, Crosslin DR, Mooney SD, Morrell ED, et al. Evaluating construct validity of computable acute respiratory distress syndrome definitions in adults hospitalized with COVID-19: an electronic health records based approach. *BMC Pulm Med*. 2023 Dec 1;23(1). doi:10.1186/s12890-023-02560-y PubMed PMID: 37559024.
- [14] Hochberg CH, Barker AK, Alsagban A, Emetu S, Seth B, Tang O, et al. An Electronic Health Record–Based Classifier for Moderate-to-Severe Acute Respiratory Distress Syndrome With Persistent Hypoxemia. *Crit Care Med*. 2025 Mar 30. doi:10.1097/ccm.0000000000007007 PubMed PMID: 41467760.
- [15] Gulliford MC, Moore M V., Little P, Hay AD, Fox R, Prevost AT, et al. Safety of reduced antibiotic prescribing for self limiting respiratory tract infections in primary care: Cohort study using electronic health records. *BMJ (Online)*. 2016;354. doi:10.1136/bmj.i3410 PubMed PMID: 27378578.
- [16] Gulliford MC, Juszczak D, Prevost AT, Soames J, McDermott L, Sultana K, et al. Electronically delivered interventions to reduce antibiotic prescribing for respiratory infections in primary care: Cluster RCT using electronic health records and cohort study. *Health Technol Assess (Rockv)*. 2019 Mar 1;23(11):1–72. doi:10.3310/hta23110 PubMed PMID: 30900550.
- [17] Xie F, Zeiger RS, Saparudin MM, Al-Salman S, Puttock E, Crawford W, et al. Identifying Asthma-Related Symptoms From Electronic Health Records Using a Hybrid Natural Language Processing Approach Within a Large Integrated Health Care System: Retrospective Study. *JMIR AI*. 2025;4(1). doi:10.2196/69132
- [18] Wi C IL, Pongdee T, Seol HY, Sohn S, Sagheb E, Agnikula Kshatriya BS, et al. Application of a natural language processing algorithm to early asthma ascertainment for adults in the era of electronic health records. *Journal of Allergy and Clinical Immunology: Global*. 2026 Mar 1;5(2). doi:10.1016/j.jacig.2025.100618

- [19] Roubos LAC, Westland H, Hulstein-Brink NL, Visser RC, van den Berg JWK, Leenen JPL. Real-World Comparison of Telemonitoring Versus Conventional Care in Patients With Chronic Obstructive Pulmonary Disease and Those With Asthma Impact on Clinical Outcomes and Patient Characteristics: Retrospective Cohort Study. *J Med Internet Res*. 2025;27. doi:10.2196/66743 PubMed PMID: 40811652.
- [20] Juszczuk D, Charlton J, McDermott L, Soames J, Sultana K, Ashworth M, et al. Electronically delivered, multicomponent intervention to reduce unnecessary antibiotic prescribing for respiratory infections in primary care: A cluster randomised trial using electronic health records - REDUCE Trial study original protocol. *BMJ Open*. 2016 Aug 1;6(8). doi:10.1136/bmjopen-2015-010892 PubMed PMID: 27491663.
- [21] Blakey JD, Bosnic-Anticevich S, Cvetkovski B, Hancock KL, Le Cheng P, Tyrer F, et al. A 21-Practice Evaluation of an Asthma and COPD Quality Improvement Program. *J Asthma Allergy*. 2025;18:1599–613. doi:10.2147/JAA.S513477
- [22] López-Canay J, Casal-Guisande M, Pinheira A, Golpe R, Comesaña-Campos A, Fernández-García A, et al. Predicting COPD Readmission: An Intelligent Clinical Decision Support System. *Diagnostics*. 2025 Feb 1;15(3). doi:10.3390/diagnostics15030318
- [23] Juhn YJ, Wi C II, Ryu E, King KS, Sohn S, Sagheb E, et al. Artificial intelligence biomarker detects high-risk childhood asthma subgroup for respiratory infections and exacerbations. *Journal of Allergy and Clinical Immunology*. 2025 Dec 1;156(6):1547-1555.e4. doi:10.1016/j.jaci.2025.07.031 PubMed PMID: 40840861.
- [24] Wendt C, Mobus K, Weiner D, Eskin B, Allegra JR. Prone Positioning of Patients With Coronavirus Disease 2019 Who Are Nonintubated in Hypoxic Respiratory Distress: Single-Site Retrospective Health Records Review. *J Emerg Nurs*. 2021 Mar 1;47(2):279-287.e1. doi:10.1016/j.jen.2020.12.006 PubMed PMID: 33558073.
- [25] Jayatunga W, Stone P, Aldridge RW, Quint JK, George J. Code sets for respiratory symptoms in electronic health records research: A systematic review protocol. *BMJ Open*. 2019 Mar 1;9(3). doi:10.1136/bmjopen-2018-025965 PubMed PMID: 30833324.
- [26] Tillekeratne LG, De Soyza W, Iglesias-Ussel MD, Olague S, Palangasinghe D, Nagahawatte A, et al. Electronic Clinical Decision Support Tools: Strategies to Improve the Management of Lower Respiratory Tract Infections in Low-Resource Settings. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*. 2024 Dec 1;111(6):1173–7. doi:10.4269/ajtmh.24-0126 PubMed PMID: 39378867.
- [27] van Straten CGJI, Gaspersz J, de Keizer NF, van Werkhoven CH, van Gageldonk-Lafeber AB, de Lange DW, et al. Towards robust real-time surveillance of severe acute respiratory infections: Exploring the potential of an existing national intensive care unit registry. *Ann Epidemiol*. 2025 Aug 1;108:47–55. doi:10.1016/j.annepidem.2025.06.005 PubMed PMID: 40506002.
- [28] Pikoula M, Quint JK, Kallis C, Henry A, Denaxas S. Identification of clinically meaningful, overlapping obstructive respiratory disease subtypes via data-driven approaches in a primary care population. *BMC Pulm Med*. 2025 Dec 1;25(1). doi:10.1186/s12890-025-03953-x PubMed PMID: 41137006.
- [29] Kwok HHY, Massen GM, Adamson AJ, Kallis C, Lahmami A, Sheikh YA, et al. A Systematic Review of Codelists to Identify Chronic Bronchitis and Emphysema in Routine Electronic Healthcare Record Data and Derivation of a Standardized Codelist for Future Research. *International Journal of COPD*. Dove Medical Press Ltd; 2025. p. 1679–91. doi:10.2147/COPD.S501421 PubMed PMID: 40433395.
- [30] Jamie G, Fan X, Ordóñez-Mena JM, Button E, Enesca E, Hoang U, et al. Targeted Interventions to Improve the Systematic Collection of Acute Respiratory Infection Clinical Data from Primary Care Computerised Medical Records. In: *Studies in Health Technology and Informatics*. IOS Press BV; 2025. p. 278–82. doi:10.3233/SHTI250328 PubMed PMID: 40380439.
- [31] Al-Garadi M, Davis SE, Matheny ME, Westerman D, Conger AK, Richmond BW, et al. Scalable Identification of Clinically Relevant Chronic Obstructive Pulmonary Disease Documents in Large-Scale Electronic Health Record Datasets With a Lightweight Natural Language Processing Model: Retrospective Cohort Study. *JMIR Med Inform*. 2026;14. doi:10.2196/84326
- [32] An D, Lim M, Lee S. Challenges for Data Quality in the Clinical Data Life Cycle: Systematic Review. *J Med Internet Res*. 2025;27. doi:10.2196/60709 PubMed PMID: 40266662.
- [33] Kaminska K, Hodgekins J, Lewis JR, Cardinal RN, Oduola S. Associations between rural/urban status, duration of untreated psychosis and mode of onset of psychosis: a mental health electronic clinical

- records analysis in the East of England, UK. *Soc Psychiatry Psychiatr Epidemiol*. 2025 Jun 1;60(6):1323–34. doi:10.1007/s00127-024-02758-3 PubMed PMID: 39251413.
- [34] Rhoades CA, Whitacre BE, Davis AF. Higher Electronic Health Record Functionality Is Associated with Lower Operating Costs in Urban-but Not Rural-Hospitals. *Appl Clin Inform*. 2022 Jul 27;13(3):665–76. doi:10.1055/s-0042-1750415 PubMed PMID: 35926839.
- [35] Brown EH, Peiper NC, Furmanek S, McCants KC. Integrating clinical trial data with electronic health records to improve diversity in research: findings from an urban hospital system. *Trials*. 2026 Dec 1;27(1). doi:10.1186/s13063-026-09492-y PubMed PMID: 41582222.
- [36] Anzalone AJ, Geary CR, Dai R, Watanabe-Galloway S, McClay JC, Campbell JR. Lower electronic health record adoption and interoperability in rural versus urban physician participants: a cross-sectional analysis from the CMS quality payment program. *BMC Health Serv Res*. 2025 Dec 1;25(1). doi:10.1186/s12913-024-12168-5 PubMed PMID: 39849475.
- [37] Scally G, Black D, Pilkington P, Williams B, Ige-Elegbede J, Prestwood E. The Application of ‘Elite Interviewing’ Methodology in Transdisciplinary Research: a Record of Process and Lessons Learned during a 3-Year Pilot in Urban Planetary Health Research. *Journal of Urban Health*. 2021 Jun 1;98(3):404–14. doi:10.1007/s11524-021-00542-1 PubMed PMID: 33988827.
- [38] Ogunyemi OI, Gandhi M, Lee M, Teklehaimanot S, Daskivich LP, Hindman D, et al. Detecting diabetic retinopathy through machine learning on electronic health record data from an urban, safety net healthcare system. *JAMIA Open*. 2021 Jul 1;4(3). doi:10.1093/jamiaopen/ooab066
- [39] Charifson M, Beaton-Mata G, Lipschultz R, Robinson I, Sasse SA, Hur HC, et al. Using electronic health record data to identify incident uterine fibroids and endometriosis within a large, urban academic medical center: a validation study. *Am J Epidemiol*. 2025 Feb 5. doi:10.1093/aje/kwaf058 PubMed PMID: 40102190.
- [40] Leder Macek AJ, Kirschenbaum JD, Ricklan SJ, Schreiber-Stainthorp W, Omene BC, Conderino S. Validation of rule-based algorithms to determine colorectal, breast, and cervical cancer screening status using electronic health record data from an urban healthcare system in New York City. *Prev Med Rep*. 2021 Dec 1;24. doi:10.1016/j.pmedr.2021.101599.