

TREN PENELITIAN DAN STRUKTUR PENGETAHUAN EXPLAINABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE UNTUK PEMODELAN PREDIKTIF : BIBLIOMETRIC REVIEW

Eka Rahayu*¹, Boni Oktaviana², Mufida Khairani³, Arie Rafika Dewi⁴

^{1,2,4}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Komputer, Universitas Harapan
Medan, Medan, Indonesia

³Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Komputer, Universitas Harapan
Medan, Medan, Indonesia

e-mail: ¹Eka.r0041@gmail.com, ²boniokta1@gmail.com, ³mufidakhairani1219@gmail.com,
⁴arie.juny@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan menganalisis tren penelitian dan struktur pengetahuan explainable artificial intelligence (XAI) untuk predictive modeling melalui pendekatan bibliometric review. Data diperoleh dari metadata Scopus dalam format BIB yang diekspor pada 30 Juni 2026. Strategi pencarian awal menghasilkan 343 dokumen, kemudian difilter berdasarkan tipe dokumen artikel, bahasa Inggris, dan sumber jurnal sehingga diperoleh 177 artikel yang dianalisis pada periode 2015-2026. Analisis dilakukan dengan pendekatan bibliometrik melalui pemetaan produktivitas publikasi, jurnal dan penulis utama, dokumen berpengaruh, kontribusi negara, ko-okurensi kata kunci, trend topics, thematic map, dan thematic evolution. Hasil menunjukkan bahwa penelitian XAI untuk predictive modeling mengalami akselerasi kuat setelah 2023, yang menandakan pergeseran fokus dari model prediktif yang hanya berorientasi akurasi menuju model yang transparan, dapat dijelaskan, dan dapat dipertanggungjawabkan. Struktur intelektual bidang ini bersifat interdisipliner, dengan kontribusi dari ilmu komputer, pendidikan, kesehatan, energi, lingkungan, geospasial, industri, material, dan rekayasa. Tema dominan berpusat pada machine learning, data mining, forecasting, interpretability, SHAP, LIME, dan deep learning, sedangkan tema baru mengarah pada counterfactual explanation, causality-aware forecasting, physics-informed learning, transformer, dan graph neural networks. Studi ini mengidentifikasi lima gap utama, yaitu gap metode, data, aplikasi, teori, dan evaluasi. Kontribusi utama penelitian ini adalah menyediakan pemetaan sistematis mengenai perkembangan, aktor intelektual, tema dominan, tema baru, dan agenda riset masa depan XAI untuk membangun predictive modeling yang lebih akurat, transparan, dapat diaudit, dan bertanggung jawab.

Kata kunci: bibliometric review; explainable artificial intelligence; predictive modeling; machine learning; interpretability; research trends

ABSTRACT

This study aims to analyze research trends and knowledge structures in explainable artificial intelligence (XAI) for predictive modeling through a bibliometric review approach. Data were obtained from Scopus metadata in BIB format exported on June 30, 2026. The initial search strategy yielded 343 documents, which were then filtered based on article document type, English language, and journal source, resulting in 177 articles analyzed for the period 2015-2026. The analysis was conducted using a bibliometric approach through mapping publication productivity,

journals and primary authors, influential documents, country contributions, keyword co-occurrence, trend topics, thematic maps, and thematic evolution. The results show that XAI research for predictive modeling experienced a strong acceleration after 2023, indicating a shift in focus from predictive models that are solely accuracy-oriented to models that are transparent, explainable, and accountable. The intellectual structure of this field is interdisciplinary, with contributions from computer science, education, health, energy, environment, geospatial, industry, materials, and engineering. The dominant themes center on machine learning, data mining, forecasting, interpretability, SHAP, LIME, and deep learning, while emerging themes focus on counterfactual explanation, causality-aware forecasting, physics-informed learning, transformers, and graph neural networks. This study identifies five key gaps: method, data, application, theory, and evaluation. The primary contribution of this research is to provide a systematic mapping of the developments, intellectual actors, dominant themes, emerging themes, and future research agendas of XAI to build more accurate, transparent, auditable, and accountable predictive modeling.

Keywords: *bibliometric review; explainable artificial intelligence; predictive modeling; machine learning; interpretability; research trends*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan explainable artificial intelligence (XAI) dalam *predictive modeling* semakin penting karena model prediktif berbasis machine learning dan deep learning telah digunakan untuk mendukung keputusan pada sektor berisiko tinggi, tetapi masih menghadapi kritik karena sifatnya yang sulit ditafsirkan, kurang transparan, dan berpotensi menimbulkan bias keputusan [1], [2], [3]. Berdasarkan metadata Scopus yang dianalisis, literatur XAI untuk predictive modeling mencakup 177 artikel pada periode 2015-2026, dengan akselerasi publikasi yang kuat pada 2024, 2025, dan 2026, sehingga menunjukkan bahwa isu explainability telah bergeser dari topik pelengkap menjadi agenda utama dalam pengembangan model prediktif lintas disiplin [4], [5], [6].

Perkembangan penelitian menunjukkan pergeseran bertahap dari fokus awal pada peningkatan performa prediktif menuju kebutuhan untuk membuat proses prediksi lebih dapat dijelaskan dan dapat dipertanggungjawabkan. Pada fase awal, penelitian cenderung menekankan multi-label learning, ensemble learning, knowledge graph, dan kerangka kepercayaan berbasis blockchain sebagai respons terhadap meningkatnya kompleksitas model dan kebutuhan transparansi dalam sistem prediksi maupun rekomendasi [1], [7], [8]. Pada fase berikutnya, perhatian bergeser ke penerapan XAI dalam biomedical text classification, predictive process monitoring, dan industrial data mining berbasis automated machine learning, sehingga explainability mulai diperlakukan sebagai bagian dari evaluasi model, bukan sekadar atribut tambahan setelah model selesai dibangun [2], [9], [10], [11].

Meskipun cakupan aplikasinya semakin luas, literatur yang tersedia masih terfragmentasi karena sebagian besar studi berorientasi pada domain, dataset, model, atau teknik penjelasan tertentu, sehingga belum sepenuhnya memperlihatkan struktur pengetahuan yang menyatukan perkembangan XAI dalam predictive modeling lintas bidang [3], [9], [10]. Kesenjangan metodologis juga tampak pada dominasi evaluasi berbasis metrik performa seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *Matthews correlation coefficient*, sementara evaluasi kualitas penjelasan, stabilitas interpretasi, validitas kausal, dan kegunaan penjelasan bagi pengguna akhir belum memperoleh

perhatian yang seimbang [12], [13], [14]. Kesenjangan sintesis juga muncul karena beberapa review sebelumnya berfokus pada AI tepercaya dalam bencana alam, XAI dalam predictive process monitoring, atau XAI untuk data industri, tetapi belum secara khusus memetakan tren, struktur intelektual, dan evolusi tema XAI untuk predictive modeling secara komprehensif melalui pendekatan bibliometrik [3], [9], [10].

Tujuan utama review ini adalah menganalisis tren penelitian dan struktur pengetahuan XAI untuk *predictive modeling* berdasarkan metadata Scopus yang mencakup artikel berbahasa Inggris pada periode 2015-2026, dengan fokus pada artikel jurnal yang relevan dengan *explainability*, *interpretability*, *artificial intelligence*, *machine learning*, *deep learning*, dan *prediction modeling* [6], [8], [15]. Ruang lingkup review ini dibatasi pada publikasi yang terekam dalam basis data Scopus, sehingga hasilnya dimaksudkan untuk menggambarkan lanskap literatur terindeks secara bibliometrik dan tidak mengklaim mencakup seluruh preprint, prosiding, buku, atau laporan teknis di luar cakupan metadata yang dianalisis [16], [17]. Secara khusus, review ini menjawab lima research questions: RQ1, bagaimana tren pertumbuhan publikasi XAI untuk predictive modeling dari waktu ke waktu; RQ2, siapa penulis, jurnal, dan dokumen yang paling berpengaruh; RQ3, kata kunci apa yang membentuk struktur konseptual bidang ini; RQ4, bagaimana struktur intelektual dan jaringan sitasi menggambarkan hubungan antarpelelitian; dan RQ5, tema dominan, emerging themes, serta agenda riset masa depan apa yang dapat diidentifikasi dari evolusi literatur [3], [16], [17].

Kontribusi pertama paper ini adalah memetakan perkembangan penelitian XAI untuk predictive modeling secara longitudinal, sehingga pertumbuhan publikasi dan pergeseran fokus dari model prediktif menuju model yang lebih transparan dapat dijelaskan secara lebih terukur [1], [6], [8]. Kontribusi kedua adalah mengidentifikasi tema dominan dan emerging themes melalui analisis kata kunci, sitasi, dan evolusi tematik, sehingga posisi tema seperti SHAP, LIME, counterfactual explanations, hybrid deep learning, dan causality-aware forecasting dapat dibaca dalam struktur pengetahuan yang lebih luas [6], [13], [15], [18]. Kontribusi ketiga adalah menyintesis pendekatan utama yang digunakan dalam literatur, termasuk ensemble learning, random forest, XGBoost, neural networks, transformer, graph neural networks, integrasi pengetahuan domain, dan evaluasi performa model prediktif [11], [19], [20], [21]. Kontribusi keempat adalah mengidentifikasi kesenjangan riset yang berkaitan dengan evaluasi kualitas penjelasan, validitas kausal, generalisasi lintas domain, kebermanfaatan bagi pengguna, dan transparansi implementasi model pada lingkungan nyata [5], [12], [22]. Dengan demikian, paper ini menawarkan novelty berupa pemetaan bibliometrik yang secara khusus menghubungkan tren riset, struktur intelektual, tema dominan, dan agenda riset masa depan XAI untuk predictive modeling, sehingga dapat menjadi dasar konseptual dan metodologis bagi pengembangan model prediktif yang tidak hanya akurat, tetapi juga transparan, dapat dipercaya, dan bertanggung jawab [3], [16], [17].

2. METODE PENELITIAN

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain bibliometric review yang diperkuat dengan prosedur seleksi transparan berbasis PRISMA 2020. Desain ini dipilih karena tujuan utama studi bukan menguji efektivitas intervensi atau melakukan meta-analisis statistik, melainkan memetakan perkembangan publikasi, struktur intelektual, jaringan kolaborasi,

pola sitasi, serta evolusi tema dalam penelitian *explainable artificial intelligence (XAI)* untuk *predictive modeling*. PRISMA 2020 digunakan sebagai kerangka pelaporan seleksi studi agar proses identifikasi, penyaringan, kelayakan, dan inklusi dokumen dapat ditelusuri secara sistematis dan dapat direplikasi oleh peneliti lain [23].

Secara analitis, studi ini mengintegrasikan Bibliometrix dalam lingkungan R dan Biblioshiny untuk analisis bibliometrik kuantitatif, sedangkan VOSviewer dapat digunakan sebagai perangkat pendukung untuk memvisualisasikan jaringan bibliometrik seperti *co-authorship*, *co-citation*, *bibliographic coupling*, dan *keyword co-occurrence*. Kombinasi ini relevan karena Bibliometrix mendukung alur kerja science mapping yang komprehensif, sementara VOSviewer unggul dalam representasi visual jaringan bibliometrik berskala besar[16], [24]. Dengan demikian, desain penelitian ini dapat dikategorikan sebagai bibliometric review dengan sintesis naratif terbatas untuk menafsirkan pola tematik, bukan sebagai systematic literature review murni.

Sumber Data

Data penelitian diperoleh dari basis data Scopus dalam format BIB yang diekspor pada 30 Juni 2026. Scopus dipilih karena menyediakan metadata bibliografis yang relatif lengkap, termasuk *author*, *title*, *abstract*, *keywords*, *source title*, *year*, *DOI*, *affiliation*, *citation information*, *language*, *document type*, dan *publication stage*. Ketersediaan metadata tersebut penting karena analisis bibliometrik memerlukan informasi yang terstruktur untuk mengukur produktivitas, pengaruh, hubungan sitasi, hubungan kata kunci, dan perkembangan tema penelitian.

Secara metodologis, Scopus dan Web of Science sering digunakan dalam studi bibliometrik karena keduanya memiliki cakupan jurnal ilmiah yang luas dan standar indeksasi yang ketat, meskipun masing-masing database memiliki perbedaan cakupan, bias disipliner, dan karakteristik metadata [25]. Dalam studi ini, analisis empiris dibatasi pada metadata Scopus yang diberikan oleh peneliti; oleh karena itu, hasil bibliometrik tidak digeneralisasikan sebagai representasi penuh dari seluruh literatur Web of Science atau database lain. Pembatasan ini dinyatakan secara eksplisit untuk menjaga transparansi, validitas, dan replikasi studi.

Pemeriksaan awal terhadap file BIB menunjukkan 177 artikel, rentang tahun 2015-2026, seluruhnya berbahasa Inggris, bertipe Article, dan bersumber dari Scopus. Pemeriksaan DOI dan judul tidak menemukan duplikasi, sehingga tidak ada dokumen yang dihapus pada tahap deduplikasi. Metadata juga menunjukkan 173 record berstatus Final dan 4 record berstatus Article in press; empat record tersebut ditandai sebagai catatan transparansi karena query terfilter yang diberikan belum memasukkan batasan publication stage secara eksplisit.

Strategi Pencarian

Strategi pencarian dirancang untuk menangkap literatur yang berada pada irisan antara data mining, prediction, dan explainable artificial intelligence model. Pencarian dilakukan pada elemen title, abstract, dan keywords agar dokumen yang ditemukan memiliki keterkaitan konseptual langsung dengan topik penelitian. Tahap pencarian awal menghasilkan 343 dokumen.

Initial Search:

(TITLE-ABS-KEY (data mining) AND TITLE-ABS-KEY (prediction) AND
 TITLE-ABS-KEY (Explainable Artificial Intelligence Model))
 Documents found: 343

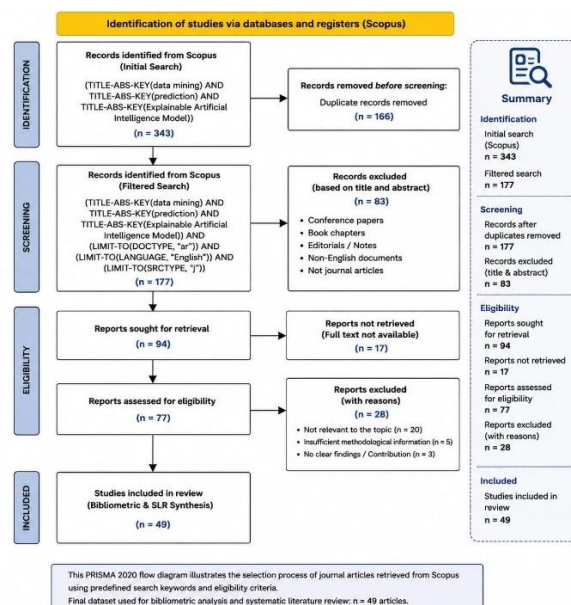
Selanjutnya, pencarian dibatasi pada artikel jurnal berbahasa Inggris. Penerapan filter ini menghasilkan 177 dokumen yang digunakan sebagai dataset utama analisis bibliometrik.

Filtered Search:

(TITLE-ABS-KEY (data mining) AND TITLE-ABS-KEY (prediction) AND
 TITLE-ABS-KEY (Explainable Artificial Intelligence Model)) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English")) AND (LIMIT-TO (SRCTYPE , "j"))
 Documents found: 177

Seleksi Studi

Seleksi studi mengikuti logika PRISMA 2020 yang terdiri dari identification, screening, eligibility, dan included. Pada tahap identification, seluruh record yang memenuhi query awal dikumpulkan dari Scopus. Pada tahap screening, filter Article, English, dan Journal diterapkan sehingga jumlah dokumen berkurang dari 343 menjadi 177. Pada tahap data cleaning, DOI dan judul diperiksa untuk mendeteksi duplikasi, sedangkan publication stage diperiksa untuk mengidentifikasi status final atau article in press. Pada tahap eligibility, relevansi topik diperiksa melalui title, abstract, author keywords, dan indexed keywords. Karena file metadata yang diberikan telah merupakan hasil pencarian terfilter, tidak ada pengurangan tambahan yang dicatat pada tahap eligibility.



Gambar 1. Diagram PRISMA 2020 untuk Seleksi Studi

Gambar 1 menunjukkan alur seleksi dokumen dari pencarian awal hingga dataset akhir. Angka yang ditampilkan mengikuti metadata yang tersedia, yaitu 343 dokumen pada pencarian awal dan 177 artikel jurnal berbahasa Inggris setelah filter Scopus.

Diagram ini juga menampilkan catatan transparansi mengenai empat record article in press, sehingga pembaca dapat memahami bahwa status publikasi diperiksa secara eksplisit dan tidak disembunyikan dalam proses seleksi.

Kriteria Inklusi dan Eksklusi

Kriteria inklusi digunakan untuk memastikan bahwa artikel yang dianalisis memiliki kesesuaian format, bahasa, indeksasi, dan relevansi topik dengan tujuan bibliometric review. Kriteria ini penting agar dataset yang dianalisis tidak terlalu luas, tidak bercampur dengan dokumen non-riset, dan tetap dapat direplikasi menggunakan query yang sama.

Tabel 1. Kriteria Inklusi

Kode	Kriteria Inklusi	Definisi Operasional	Alasan Metodologis
IC1	Journal article	Dokumen berjenis Article pada metadata Scopus.	Menjaga fokus pada publikasi riset yang melalui proses editorial dan peer review.
IC2	English	Artikel menggunakan bahasa Inggris.	Menjamin konsistensi terminologi teknis dan ekstraksi metadata bibliometrik.
IC3	Journal source	Publikasi berasal dari jurnal, bukan conference proceeding, book series, atau book chapter.	Meningkatkan stabilitas metadata, validitas sitasi, dan relevansi untuk target Scopus/WoS.
IC4	Scopus indexed	Record memiliki source = Scopus pada file BIB.	Memastikan seluruh dokumen berasal dari database yang sama sehingga analisis dapat direplikasi.
IC5	Topical relevance	Title, abstract, atau keywords mengandung hubungan substantif dengan data mining, prediction, dan explainable AI model.	Memastikan dataset sesuai dengan ruang lingkup XAI untuk predictive modeling.
IC6	Publication status verified	Publication stage diperiksa pada metadata; record Final diprioritaskan, sementara Article in press ditandai.	Menjaga transparansi status publikasi tanpa membuat pengurangan data yang tidak tercatat.
IC7	Full-text availability for qualitative extraction	Full text digunakan untuk ekstraksi mendalam pada sintesis naratif apabila tersedia.	Bibliometrik berbasis metadata tetap dapat dilakukan, tetapi analisis isi membutuhkan akses full text.

Tabel 1 menegaskan bahwa inklusi tidak hanya ditentukan oleh kecocokan query, tetapi juga oleh kelayakan bibliografis dan kesesuaian topik. Untuk menjaga akurasi, full text tidak digunakan sebagai syarat pengurangan dataset bibliometrik karena analisis utama berbasis metadata, tetapi tetap dicantumkan sebagai syarat untuk ekstraksi kualitatif yang lebih mendalam.

Kriteria eksklusi diterapkan untuk mengeluarkan dokumen yang berpotensi mengurangi validitas dataset, seperti dokumen non-artikel, publikasi non-jurnal, duplikasi, atau dokumen yang tidak relevan dengan XAI dan predictive modeling. Kriteria ini juga menjelaskan batasan yang perlu diterapkan apabila studi diperluas menjadi systematic literature review penuh.

Tabel 2. Kriteria Eksklusi

Kode	Kriteria Eksklusi	Definisi Operasional	Implikasi Analitis
EC1	Conference paper	Dokumen berupa conference paper atau proceeding.	Dikeluarkan untuk menjaga homogenitas tipe dokumen.

EC2	Book chapter/book	Dokumen berupa book chapter, book, atau book series.	Dikeluarkan karena struktur metadata dan pola sitasinya berbeda dari artikel jurnal.
EC3	Editorial, note, letter, erratum	Dokumen editorial atau non-riset.	Dikeluarkan karena tidak menyajikan kontribusi penelitian utama.
EC4	Duplicate record	Judul atau DOI sama dalam dataset.	Dikeluarkan untuk menghindari penghitungan ganda pada analisis bibliometrik.
EC5	Non-English	Artikel tidak berbahasa Inggris.	Dikeluarkan untuk menjaga konsistensi istilah dan keterbacaan sintesis.
EC6	Not relevant	Artikel tidak membahas hubungan substantif dengan prediction, data mining, atau explainable AI.	Dikeluarkan pada tahap eligibility bila relevansi topik tidak terpenuhi.
EC7	Full text unavailable for qualitative synthesis	Full text tidak dapat diakses untuk ekstraksi isi mendalam.	Tidak dikeluarkan dari bibliometrik metadata, tetapi tidak digunakan dalam sintesis naratif rinci.
EC8	Article in press under strict final-only rule	Record article in press dikeluarkan apabila jurnal target mensyaratkan hanya final publication.	Perlu keputusan eksplisit sebelum submit; pada metadata saat ini terdapat 4 record article in press yang telah ditandai.

Tabel 2 memperjelas bahwa eksklusi dilakukan secara bertahap dan berbasis alasan metodologis. Dalam dataset yang diberikan, pengurangan utama terjadi pada tahap filter Scopus, yaitu dari 343 menjadi 177 dokumen. Tidak ada duplikasi DOI atau judul yang ditemukan pada file BIB, sehingga tidak ada record yang dihapus karena duplikasi.

Ekstraksi Data

Ekstraksi data dilakukan secara sistematis untuk mendukung dua kebutuhan analisis. Pertama, variabel bibliografis digunakan untuk analisis bibliometrik kuantitatif, seperti tren publikasi, produktivitas penulis, produktivitas jurnal, sitasi, negara, dan jaringan kata kunci. Kedua, variabel substantif digunakan untuk sintesis naratif, terutama dalam mengidentifikasi metode, dataset, algoritma, metrik evaluasi, temuan utama, keterbatasan, kontribusi, dan agenda riset masa depan.

Tabel 3. Matriks Ekstraksi Data

Komponen	Elemen yang Diekstraksi	Sumber Metadata/Full Text	Tujuan Analisis
Bibliographic identity	Author, year, title, DOI, journal/source title, volume, issue, pages.	Metadata Scopus/BIB.	Mengidentifikasi dokumen, menghindari duplikasi, dan menyusun referensi.
Affiliation and country	Affiliation, corresponding address, country/institution.	Metadata Scopus/BIB.	Menganalisis distribusi geografis dan kolaborasi institusional.
Citation variables	Citation count, cited references, DOI, source impact indicators bila tersedia.	Metadata Scopus dan Bibliometrix.	Mengukur pengaruh dokumen, penulis, dan jurnal.
Keywords and abstract	Author keywords, indexed keywords, abstract terms.	Metadata Scopus/BIB.	Menganalisis keyword co-occurrence, trend topics, thematic map, dan thematic evolution.
Research objective	Tujuan atau pertanyaan penelitian tiap artikel.	Full text/abstract.	Menilai fokus kontribusi dan relevansi tematik.
Method and design	Pendekatan penelitian, model prediktif, pipeline data mining, dan desain eksperimen.	Full text.	Membandingkan pendekatan metodologis lintas studi.

Dataset and variables	Sumber dataset, ukuran data, fitur/variabel, domain aplikasi.	Full text.	Menilai karakteristik data dan potensi generalisasi model.
Algorithm/model	Machine learning, deep learning, ensemble, XGBoost, random forest, neural networks, transformer, GNN, atau model lain.	Full text/abstract/keywords.	Mengidentifikasi pendekatan prediktif dominan dan emerging methods.
Explainability technique	SHAP, LIME, rule extraction, counterfactual explanation, prototype explanation, feature importance, atau teknik XAI lain.	Full text/abstract/keywords.	Menilai bagaimana explainability dioperasionalkan.
Evaluation metric	Accuracy, precision, recall, F1-score, AUC, RMSE, MAE, MCC, atau metrik lain.	Full text.	Menganalisis cara evaluasi performa dan keterbatasan evaluasi explainability.
Findings, limitation, future work, contribution	Temuan utama, keterbatasan, rekomendasi, dan kontribusi artikel.	Full text.	Membangun sintesis kritis, gap analysis, dan agenda riset masa depan.

Tabel 3 menunjukkan bahwa ekstraksi data tidak hanya berfokus pada metadata bibliografis, tetapi juga pada substansi metodologis artikel. Pemisahan antara variabel metadata dan variabel full text penting karena analisis bibliometrik dapat direplikasi dari file BIB, sedangkan sintesis kualitatif membutuhkan verifikasi isi artikel secara lebih mendalam.

Penilaian Kualitas

Penilaian Kualitas dilakukan untuk menilai kelayakan artikel dalam sintesis naratif dan untuk memastikan bahwa interpretasi gap penelitian tidak hanya didasarkan pada keberadaan publikasi, tetapi juga pada kualitas pelaporan metodologisnya. Penilaian kualitas tidak digunakan untuk menghapus artikel dari analisis bibliometrik utama, karena bibliometrik bergantung pada metadata seluruh artikel yang memenuhi kriteria pencarian. Namun, QA digunakan untuk memberi bobot interpretatif pada sintesis metode, dataset, evaluasi, keterbatasan, dan kontribusi penelitian.

Tabel 4. Kriteria Penilaian Kualitas

Indikator QA	Pertanyaan Penilaian	Skor 2	Skor 1	Skor 0
Research Objective	Apakah tujuan penelitian dinyatakan jelas dan relevan dengan XAI/predictive modeling?	Jelas dan spesifik.	Ada tetapi umum.	Tidak jelas/tidak relevan.
Methodology	Apakah metode, pipeline, atau desain analisis dijelaskan secara memadai?	Rinci dan dapat direplikasi.	Sebagian dijelaskan.	Tidak memadai.
Dataset	Apakah sumber, karakteristik, dan variabel dataset dijelaskan?	Lengkap.	Sebagian.	Tidak dijelaskan.
Evaluation	Apakah metrik evaluasi performa dan/atau explainability dilaporkan?	Metrik jelas dan sesuai.	Metrik terbatas.	Tidak ada evaluasi jelas.
Findings	Apakah temuan utama didukung oleh hasil analisis?	Kuat dan konsisten.	Cukup tetapi terbatas.	Tidak jelas/tidak didukung.
Limitation	Apakah keterbatasan penelitian dijelaskan?	Eksplisit dan reflektif.	Ada tetapi singkat.	Tidak disebutkan.
Future Work	Apakah agenda penelitian masa depan disampaikan?	Spesifik dan relevan.	Umum.	Tidak ada.

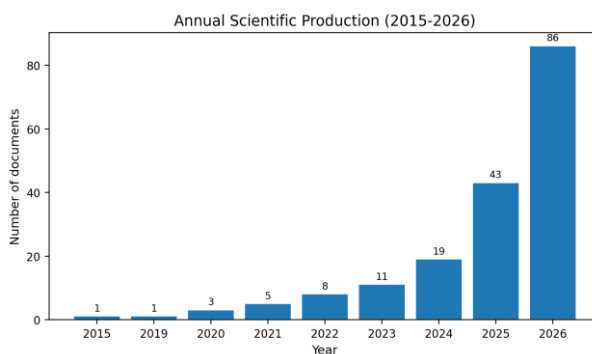
Tabel 4 menggunakan skema skor 0-2 untuk menjaga konsistensi penilaian antarartikel. Skor maksimum adalah 14. Artikel dengan skor tinggi digunakan sebagai dasar utama dalam interpretasi sintesis naratif, sedangkan artikel dengan skor rendah tetap dipertahankan dalam pemetaan bibliometrik tetapi ditafsirkan secara lebih hati-hati.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil bibliometric review berdasarkan 177 artikel jurnal berbahasa Inggris yang diekspor dari Scopus pada 30 Juni 2026. Analisis disusun langsung berdasarkan lima research questions (RQ) yang telah dirumuskan dalam bagian Introduction, sehingga setiap subbagian tidak hanya mendeskripsikan keluaran bibliometrik, tetapi juga menafsirkan makna perkembangan bidang XAI untuk predictive modeling. Karena file BIB yang dianalisis tidak menyertakan cited references secara lengkap, interpretasi intellectual structure difokuskan pada leading journals, leading authors, most influential documents, dan country contribution yang tersedia secara eksplisit dalam metadata Scopus.

RQ1 - Tren Publikasi

RQ1 menilai bagaimana perkembangan publikasi XAI untuk predictive modeling dari waktu ke waktu. Sebelum grafik ditampilkan, perlu ditegaskan bahwa tahun 2026 merepresentasikan metadata yang diekspor pada 30 Juni 2026, sehingga jumlah publikasi tahun tersebut belum tentu mencerminkan satu tahun kalender penuh. Namun, angka 2026 tetap penting karena menunjukkan akselerasi yang sangat kuat bahkan sebelum tahun berjalan selesai.



Gambar 2. Produksi Ilmiah Tahunan Untuk Pemodelan Prediktif (2015-2026).

Gambar 2. memperlihatkan pola pertumbuhan yang tidak linear. Periode 2015-2022 merupakan fase awal dengan volume publikasi rendah, yaitu 1 artikel pada 2015, tidak ada publikasi yang tercatat pada 2016-2018, kemudian meningkat menjadi 3 artikel pada 2020, 5 artikel pada 2021, dan 8 artikel pada 2022. Percepatan mulai tampak pada 2023 dengan 11 artikel, menguat pada 2024 dengan 19 artikel, lalu meningkat tajam pada 2025 menjadi 43 artikel dan mencapai 86 artikel pada 2026. Kenaikan ini menunjukkan

bahwa XAI tidak lagi menjadi isu tambahan dalam data mining dan prediction, tetapi telah menjadi kebutuhan metodologis dalam membangun model prediktif yang dapat dipercaya, terutama ketika model diterapkan pada domain berisiko tinggi seperti kesehatan, pendidikan, energi, lingkungan, dan rekayasa.

RQ2 - Struktur Intelektual

RQ2 mengidentifikasi aktor dan sumber utama yang membentuk struktur keilmuan bidang ini. Analisis tidak hanya melihat jumlah publikasi, tetapi juga distribusi pengaruh melalui sitasi dokumen dan kontribusi negara. Pola ini penting karena struktur intelektual dalam bibliometrik tidak selalu dibentuk oleh satu aktor dominan, melainkan oleh kombinasi jurnal, penulis, dokumen fondasional, dan jejaring geografis penelitian.

Tabel 5. Sepuluh jurnal/sumber teratas berdasarkan produktivitas dan sitasi

Jurnal	Publikasi	Kutipan
PeerJ Computer Science	8	7
IEEE Access	7	61
Expert Systems with Applications	7	44
Applied Sciences (Switzerland)	5	69
Structures	5	6
Journal of Hydrology	5	5
IEEE Transactions on Artificial Intelligence	3	60
Results in Engineering	3	46
Engineering Applications of Artificial Intelligence	3	5
Bioresource Technology	3	4

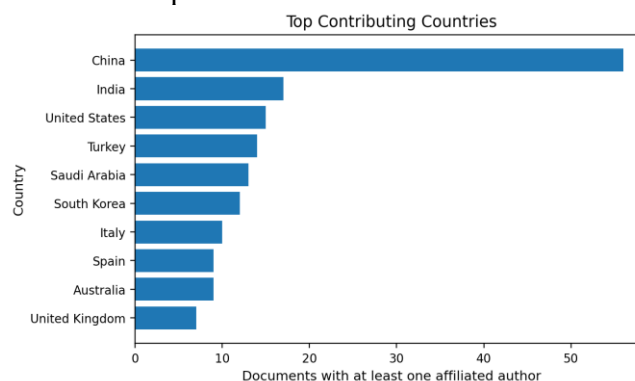
Tabel 5. memperlihatkan adanya perbedaan antara produktivitas dan pengaruh sitasi. PeerJ Computer Science paling produktif, tetapi total sitasinya masih rendah dibandingkan Applied Sciences, IEEE Access, Expert Systems with Applications, dan IEEE Transactions on Artificial Intelligence. Artinya, struktur sumber tidak hanya merefleksikan jumlah artikel, tetapi juga posisi jurnal dalam membentuk diskusi metodologis dan aplikatif. Jurnal dengan jumlah artikel lebih sedikit tetap dapat memiliki pengaruh tinggi apabila memuat artikel konseptual atau metodologis yang banyak dirujuk.

Tabel 6. Most influential documents berdasarkan jumlah sitasi dalam metadata Scopus.

Penulis pertama	Tahun	Judul dokumen	Jurnal	Kutipan
Albahri, A.S.	2024	A systematic review of trustworthy artificial intelligence applications in...	Computers and Electrical Engineering	242
Zhang, Wen	2015	Predicting drug side effects by multi-label learning and ensemble learning	BMC Bioinformatics	165
Nassar, Mohamed	2020	Blockchain for explainable and trustworthy artificial intelligence	Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery	155
Guleria, Pratiyush	2023	Explainable AI and machine learning: performance evaluation and explainability...	Education and Information Technologies	144
Garouani, Moncef	2022	Towards big industrial data mining through explainable automated machine learning	International Journal of Advanced Manufacturing Technology	68

Kha, Quang-Hien	2023	Development and Validation of an Explainable Machine Learning-Based Prediction...	Sensors	62
Anguita-Ruiz, Augusto	2020	EXplainable Artificial Intelligence (XAI) for the identification of...	PLoS Computational Biology	57
Dindorf, Carlo	2021	Classification and automated interpretation of spinal posture data using a...	Sensors	44
Bakht, Muhammad Paend	2025	Advanced automated machine learning framework for photovoltaic power output...	Results in Engineering	40
Fang, Haoran	2023	A New Approach to Spatial Landslide Susceptibility Prediction in Karst Mining...	Sustainability (Switzerland)	36

Tabel 6. menunjukkan bahwa dokumen paling berpengaruh tidak hanya berasal dari studi prediktif murni, tetapi juga dari review, kerangka trustworthy AI, dan studi aplikasi yang kuat. Artikel Albahri et al. (2024) memiliki sitasi tertinggi, diikuti Zhang et al. (2015), Nassar et al. (2020), dan Guleria and Sood (2023). Hal ini menunjukkan dua fondasi penting bidang ini: pertama, akar awal pada data mining dan predictive learning; kedua, perkembangan baru menuju explainability, trustworthiness, dan evaluasi model yang lebih bertanggung jawab. Dengan demikian, struktur intelektual bidang ini dibangun oleh kombinasi penelitian prediktif awal, kerangka kepercayaan AI, dan studi aplikatif yang mengoperasionalkan XAI pada domain konkret.



Gambar 3. Country contribution berdasarkan afiliasi penulis

Gambar 3. memperlihatkan bahwa China menjadi kontributor terbesar dengan 56 artikel, diikuti India, United States, Turkey, Saudi Arabia, South Korea, Italy, Australia, Spain, dan United Kingdom. Dominasi China menunjukkan kuatnya agenda penelitian XAI-prediction pada sektor teknik, lingkungan, energi, dan material, sementara kontribusi negara lain memperlihatkan penyebaran global yang cukup luas. Namun, konsentrasi pada sejumlah negara juga menunjukkan adanya potensi gap geografis, terutama terkait rendahnya keterwakilan negara berkembang di luar Asia tertentu dan rendahnya bukti lintas wilayah untuk menilai generalisasi model.

RQ3 - Tema Penelitian

RQ3 menganalisis tema penelitian melalui author keywords, indexed keywords, dan hubungan ko-okurensi kata kunci. Narasi berikut menekankan struktur konseptual, bukan sekadar frekuensi istilah. Dengan demikian, kata kunci yang dominan dibaca

sebagai indikator arah konseptual, sedangkan kluster ko-okurensi dibaca sebagai hubungan antarbidang aplikasi, metode prediktif, dan teknik explainability.

Tabel 7. Lima Belas Author Keywords Paling Dominan

Keyword	Documents
explainable artificial intelligence	117
machine learning	52
deep learning	20
artificial intelligence	16
educational data mining	13
shap	12
data mining	9
prediction	6
explainability	5
process mining	5
lime	5
predictive process monitoring	4
classification	4
interpretability	4
natural language processing	4

Tabel 7. menunjukkan bahwa explainable artificial intelligence dan machine learning menjadi inti konseptual literatur, sementara deep learning, artificial intelligence, educational data mining, SHAP, LIME, process mining, predictive process monitoring, dan interpretability menunjukkan perluasan tema ke arah aplikasi dan teknik penjelasan. Kehadiran SHAP dan LIME sebagai kata kunci dominan memperlihatkan kuatnya ketergantungan literatur pada pendekatan post-hoc explanation. Namun, kemunculan counterfactual explanations, uncertainty quantification, transformer, graph neural networks, dan physics-informed learning pada artikel terbaru menunjukkan bahwa bidang ini mulai bergerak ke arah penjelasan yang lebih kontekstual, kausal, dan domain-aware.

RQ4 - Evolusi Tematik

RQ4 menilai bagaimana tema berkembang dari waktu ke waktu. Untuk menjaga replikasi, evolusi tematik dibagi ke dalam tiga periode berbasis distribusi publikasi: fase awal 2015-2021, fase konsolidasi 2022-2024, dan fase akselerasi 2025-2026. Pembagian ini mengikuti perubahan volume publikasi dalam metadata, bukan pembagian yang dibuat secara arbitrer.

Tabel 8. Evolusi Tematik Berdasarkan Periode Publikasi

Periode	Dokumen	Kata kunci penulis yang dominan
2015-2021	10	data mining, interpretable machine learning, artificial intelligence, explainable artificial intelligence, expert systems, hourly global solar radiation, one-day-ahead prediction, diabetes associated complication rules
2022-2024	38	explainable artificial intelligence, machine learning, process mining, educational data mining, deep learning, predictive process monitoring, artificial intelligence, explainability
2025-2026	129	explainable artificial intelligence, machine learning, deep learning, shap, artificial intelligence, educational data mining, lime, data mining

Tabel 8. menunjukkan bahwa fase 2015-2021 masih bersifat embrionik dan berpusat pada data mining, interpretable machine learning, serta aplikasi awal pada biomedis dan prediksi. Fase 2022-2024 memperlihatkan konsolidasi XAI dalam machine

learning, process mining, educational data mining, dan predictive process monitoring. Fase 2025-2026 memperlihatkan ekspansi paling jelas, terutama melalui deep learning, SHAP, LIME, counterfactual explanations, transformer, computer vision, dan uncertainty quantification. Perubahan ini menandakan bahwa literatur bergerak dari interpretabilitas model klasik menuju explainability pada sistem prediktif yang lebih kompleks, dinamis, dan domain-spesifik.

RQ5 - Kesenjangan Penelitian dan Arah Penelitian di Masa Depan

RQ5 mengubah hasil bibliometrik menjadi agenda riset. Gap berikut dirumuskan dari pola publikasi, kata kunci, dokumen berpengaruh, dan distribusi aplikasi dalam metadata. Karena sebagian besar metadata berbasis title, abstract, keywords, dan citation note, agenda ini dibaca sebagai sintesis bibliometrik-naratif, bukan sebagai klaim hasil meta-analisis.

Tabel 9. Kesenjangan Penelitian Dan Agenda Riset Masa Depan

Kategori kesenjangan	Bukti dari pola bibliometrik	Agenda penelitian masa depan
Method	Literatur masih kuat bergantung pada post-hoc explanation seperti SHAP dan LIME; pendekatan kausal, uncertainty-aware, intrinsically interpretable, dan domain-constrained modeling masih lebih terbatas.	Mengembangkan model prediktif yang sejak awal dirancang explainable, menggabungkan causal inference, uncertainty quantification, counterfactual reasoning, dan physics/domain-informed constraints.
Data	Banyak studi berbasis dataset spesifik domain, sering kali terbatas pada konteks geografis, institusi, atau sektor tertentu; metadata belum menunjukkan konsensus kuat tentang benchmark lintas domain.	Membangun benchmark terbuka, dataset longitudinal, multi-source, dan cross-domain untuk menguji generalisasi model serta stabilitas penjelasan.
Application	Aplikasi berkembang luas, tetapi masih terkonsentrasi pada kesehatan, pendidikan, energi-lingkungan, dan rekayasa; keterwakilan sektor sosial, kebijakan publik, dan implementasi industri real-time masih belum merata.	Memperluas studi ke domain high-stakes lain seperti tata kelola publik, keamanan, transportasi, keuangan, dan sistem layanan sosial dengan validasi pengguna akhir.
Evaluation	Evaluasi masih lebih banyak menekankan akurasi, F1-score, AUC, RMSE, MAE, dan metrik performa lain; kualitas penjelasan, fidelity, stability, plausibility, fairness, dan usefulness belum menjadi standar evaluasi yang konsisten.	Menyusun kerangka evaluasi multi-dimensi yang menggabungkan performa prediktif, kualitas explanation, fairness, robustness, interpretability, dan human-centered validation.
Theory	Fondasi konseptual XAI dalam predictive modeling masih terfragmentasi antara machine learning, trustworthiness, domain knowledge, dan interpretability; belum ada kerangka teori yang menyatukan hubungan antara explanation, decision support, dan accountability.	Mengembangkan kerangka konseptual yang menjelaskan kapan, untuk siapa, dan pada tingkat apa explanation diperlukan dalam siklus predictive modeling dan pengambilan keputusan.

Tabel 9. menunjukkan bahwa agenda masa depan tidak cukup diarahkan pada peningkatan akurasi model. Bidang ini perlu bergerak menuju desain model yang explainable-by-design, evaluasi explanation yang lebih sistematis, validasi lintas domain, dan integrasi aspek sosial-teknis seperti kepercayaan, fairness, dan kegunaan bagi pengguna akhir. Artikel-artikel terbaru yang mengintegrasikan physics-informed machine learning, causality-aware deep learning, counterfactual learning analytics, graph

neural networks, dan transformer menunjukkan arah tersebut, tetapi posisinya masih berkembang dan belum menjadi standar umum dalam dataset [5], [6], [19], [21], [22].

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis bibliometrik terhadap 177 artikel Scopus (2015–2026), penelitian *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) untuk predictive modeling telah berkembang dari fase awal menuju fase akseleratif, menjadikan explainability sebagai kebutuhan metodologis dalam membangun model prediktif yang transparan, akuntabel, dan tepercaya. Bidang ini bersifat interdisipliner dengan kontribusi dari berbagai domain, serta didominasi tema machine learning, interpretability, SHAP, LIME, dan deep learning, yang kini bergeser ke arah pendekatan berbasis kausalitas, counterfactual explanations, transformer, graph neural networks, dan hybrid explainable models. Meskipun demikian, masih terdapat kesenjangan metodologis, data, aplikasi, teori, dan evaluasi, terutama terkait validasi implementatif, benchmark terbuka, integrasi kausalitas, serta penilaian kualitas penjelasan. Ke depan, penelitian perlu mengembangkan predictive modeling yang akurat, explainable, robust, auditable, dan berpusat pada pengguna. Review ini memberikan peta pengetahuan mengenai tren, struktur intelektual, gap, dan arah riset XAI sebagai landasan pengembangan penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Nassar, K. Salah, M. H. ur Rehman, and D. Svetinovic, “Blockchain for explainable and trustworthy artificial intelligence,” *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 10, no. 1, 2020, doi: 10.1002/widm.1340.
- [2] M. Moradi and M. Samwald, “Explaining Black-Box Models for Biomedical Text Classification,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 25, no. 8, pp. 3112–3120, 2021, doi: 10.1109/JBHI.2021.3056748.
- [3] A. S. Albahri *et al.*, “A systematic review of trustworthy artificial intelligence applications in natural disasters,” *Comput. Electr. Eng.*, vol. 118, 2024, doi: 10.1016/j.compeleceng.2024.109409.
- [4] S. Ghimire *et al.*, “Explainable deep learning hybrid modeling framework for total suspended particles concentrations prediction,” *Atmos. Environ.*, vol. 347, 2025, doi: 10.1016/j.atmosenv.2025.121079.
- [5] W. Xiong *et al.*, “Physics-informed and explainable machine learning framework for performance prediction and design of Ti (C, N)-based cermets,” *Mater. Charact.*, vol. 229, 2025, doi: 10.1016/j.matchar.2025.115584.
- [6] S. Tang, S. Wang, J. Jiang, and Y. Zheng, “Improved flash drought forecasting and attribution: A spatial-temporal causality-aware deep learning approach,” *J. Hydrol.*, vol. 667, 2026, doi: 10.1016/j.jhydrol.2026.134945.
- [7] M. Alshammari, O. Nasraoui, and S. Sanders, “Mining Semantic Knowledge Graphs to Add Explainability to Black Box Recommender Systems,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 110563–110579, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2934633.
- [8] W. Zhang, F. Liu, L. Luo, and J. Zhang, “Predicting drug side effects by multi-label learning and ensemble learning,” *BMC Bioinformatics*, vol. 16, no. 1, 2015, doi: 10.1186/s12859-015-0774-y.

-
- [9] G. El-Khawaga, M. Abu-Elkheir, and M. Reichert, "XAI in the Context of Predictive Process Monitoring: An Empirical Analysis Framework," *Algorithms*, vol. 15, no. 6, 2022, doi: 10.3390/a15060199.
 - [10] M. Garouani, A. Ahmad, M. Bouneffa, M. Hamlich, G. Bourguin, and A. Lewandowski, "Towards big industrial data mining through explainable automated machine learning," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 120, no. 1–2, pp. 1169–1188, 2022, doi: 10.1007/s00170-022-08761-9.
 - [11] J. Deng, H. Zhang, B. Yan, S. Lu, Z. Li, and Z. Yang, "Condition diagnosis method for hydraulic-system based on random forest-XGBoost stacking model," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 37, no. 22, 2026, doi: 10.1088/1361-6501/ae6d22.
 - [12] K. M. Sujon, R. Hassan, K. Choi, and M. A. Samad, "Accuracy, precision, recall, f1-score, or MCC? empirical evidence from advanced statistics, ML, and XAI for evaluating business predictive models," *J. Big Data*, vol. 12, no. 1, 2025, doi: 10.1186/s40537-025-01313-4.
 - [13] A. Zanellati, S. P. Zingaro, and M. Gabbrielli, "Balancing Performance and Explainability in Academic Dropout Prediction," *IEEE Trans. Learn. Technol.*, vol. 17, pp. 2140–2153, 2024, doi: 10.1109/TLT.2024.3425959.
 - [14] P. Guleria and M. Sood, "Explainable AI and machine learning: performance evaluation and explainability of classifiers on educational data mining inspired career counseling," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 28, no. 1, pp. 1081–1116, 2023, doi: 10.1007/s10639-022-11221-2.
 - [15] S. Ghimire *et al.*, "Explainable artificial intelligence-machine learning models to estimate overall scores in tertiary preparatory general science course," *Comput. Educ. Artif. Intell.*, vol. 7, 2024, doi: 10.1016/j.caeai.2024.100331.
 - [16] M. Aria and C. Cuccurullo, "bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis," *J. Informetr.*, vol. 11, no. 4, pp. 959–975, 2017, doi: 10.1016/j.joi.2017.08.007.
 - [17] N. Donthu, S. Kumar, D. Mukherjee, N. Pandey, and W. M. Lim, "How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines," *J. Bus. Res.*, vol. 133, pp. 285–296, 2021, doi: 10.1016/j.jbusres.2021.04.070.
 - [18] K. Dedja, F. K. Nakano, K. Pliakos, and C. Vens, "BELLATREX: Building Explanations Through a LocaLly AccuraTe Rule EXtractor," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 41348–41367, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3268866.
 - [19] A. Ragno, B. La Rosa, and R. Capobianco, "Prototype-Based Interpretable Graph Neural Networks," *IEEE Trans. Artif. Intell.*, vol. 5, no. 4, pp. 1486–1495, 2024, doi: 10.1109/TAI.2022.3222618.
 - [20] M. P. Bakht, M. N. H. Mohd, B. S. K. S. M. K. Ibrahim, N. Khan, U. U. Sheikh, and A. A.-H. Ab Rahman, "Advanced automated machine learning framework for photovoltaic power output prediction using environmental parameters and SHAP interpretability," *Results Eng.*, vol. 25, 2025, doi: 10.1016/j.rineng.2024.103838.
 - [21] S. Ahmed, M. I. Shanta, M. Ashrafuzzaman, and R. Hossen, "Integrating transformers to outperform classical and deep learning in ChatGPT-in-education sentiment analysis with an explainable web app," *Discov. Artif. Intell.*, vol. 6, no. 1, 2026, doi: 10.1007/s44163-026-01277-1.
 - [22] N. Hidayat, L. Afuan, and H. R. Jannah, "Prescriptive Learning Analytics for Student Dropout: Integrating Temporal Velocity and Counterfactual Explanations in Longitudinal Data," *J. Comput. Theor. Appl.*, vol. 3, no. 4, pp. 627–646, 2026,

- doi: 10.62411/jcta.15920.
- [23] M. J. Page *et al.*, “The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews,” *BMJ*, vol. 372, p. n71, 2021, doi: 10.1136/bmj.n71.
- [24] N. J. van Eck and L. Waltman, “Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping,” *Scientometrics*, vol. 84, no. 2, pp. 523–538, 2010, doi: 10.1007/s11192-009-0146-3.
- [25] P. Mongeon and A. Paul-Hus, “The journal coverage of Web of Science and Scopus: A comparative analysis,” *Scientometrics*, vol. 106, no. 1, pp. 213–228, 2016, doi: 10.1007/s11192-015-1765-5.