



KAJIAN SISTEMATIS PARAMETER *LEARNING ANALYTICS* SEBAGAI DASAR PENGEMBANGAN *FRAMEWORK* EVALUASI *LEARNING MANAGEMENT SYSTEM*

Viska Armalina¹⁾, Wisnu Hera Pamungkas²⁾, Istia Budi³⁾, Sufiana⁴⁾

^{1,2,3,4}Universitas Mulia

Corresponding Author: ¹ viskaarmalina@universitasmulia.ac.id

Article Info

Article history:

Received: 5 Juli 2025

Revised: 30 Juli 2025

Accepted: 5 Agustus 2025

Published: 25 Agustus 2025

Keywords:

Learning analytics

Learning management system

Self regulated learning

PRISMA

Framework

ABSTRACT

Kajian ini memetakan parameter-parameter kunci Learning Analytics (LA) sebagai dasar penyusunan kerangka evaluasi e-learning di pendidikan tinggi. Melalui telaah literatur sistematis (PRISMA) terhadap publikasi 2019–2025, kami mengidentifikasi enam rumpun indikator yang saling menopang: keterlibatan (engagement), ketepatan waktu, asesmen dan performa akademik, interaksi sosial, regulasi diri dan arah perilaku, serta tata kelola (privasi, fairness). Temuan menunjukkan pergeseran dari perhitungan aktivitas ke kualitas keterlibatan dan pola temporal/sekuensial yang lebih prediktif, serta meningkatnya kebutuhan model yang dapat dijelaskan dan ditindaklanjuti. Hasil pemetaan dirangkum sebagai kamus parameter berikut panduan ekstraksi (definisi, satuan, jendela waktu) dan starter set indikator yang siap diterapkan. Diusulkan pula kerangka tiga langkah—Data→Indikator, Analitik→Keputusan, dan Umpan Balik Tertutup—untuk menautkan sinyal ke tindakan pedagogis dan evaluasi dampaknya. Kajian ini memberi kontribusi teoretis, praktis, dan strategis bagi perancangan evaluasi e-learning yang adaptif dan akuntabel.



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY SA 4.0)

1. LATAR BELAKANG

Di era digital saat ini, penggunaan teknologi dalam pendidikan tinggi berkembang pesat—dengan adopsi luas terhadap platform e-learning seperti Moodle, Canvas, Blackboard, dan Google Classroom. LMS ini tidak hanya memfasilitasi distribusi materi dan komunikasi, tetapi juga memungkinkan penelusuran detail aktivitas mahasiswa seperti frekuensi login, interaksi dalam forum, serta capaian nilai [1]. Namun, dengan lonjakan aktivitas daring, perguruan tinggi dihadapkan pada tantangan kritis: bagaimana memastikan pembelajaran tidak sekadar dijalankan secara daring, tetapi juga efektif, terukur, dan adaptif?

Learning Analytics (LA) hadir sebagai pendekatan strategis yang menawarkan jawaban. LA menggabungkan pengumpulan, analisis, dan pelaporan data pembelajaran untuk memberikan wawasan nyata terhadap pengalaman belajar [2]. Melalui data yang terekam di LMS—misalnya pola akses konten, interaksi antar-mahasiswa, dan evaluasi akademik—pendidik dapat memahami pola belajar, memprediksi kesulitan akademik, dan menyesuaikan intervensi pedagogis dengan lebih tepat [3].

Studi-studi terdahulu menegaskan potensi nyata LA. Misalnya, sistem Course Signals di Purdue University dan Grade Performance Status di Northern Arizona University terbukti mengidentifikasi mahasiswa yang berisiko drop-out, sehingga intervensi dapat segera diberikan [4]. Kew dan Tasir [5] bahkan mengintegrasikan model motivasi ARCS dan gaya belajar Felder-Silverman ke dalam LA intervensi, menghasilkan peningkatan motivasi, retensi kognitif, dan kualitas interaksi diskusi daring. Namun, tinjauan sistematis oleh Larrabee-Sønderlund et al. [6] menyatakan bahwa riset evaluatif mengenai intervensi LA masih terbatas dan mayoritas fokus pada performa akademik dan retensi.

Tren penelitian lima tahun terakhir menunjukkan dominasi penggunaan parameter engagement, seperti jumlah klik, durasi login, dan frekuensi akses materi—karena data tersebut mudah diekstraksi dari LMS [7]. Parameter akademik seperti nilai kuis atau GPA juga banyak digunakan, tetapi sering berdiri sendiri tanpa dikaitkan dengan dimensi motivasional atau sosial. Padahal penelitian menunjukkan bahwa aspek

psikologis dan motivasi, seperti self-efficacy, minat, dan persepsi dalam interaksi belajar, memiliki peran signifikan dalam keberhasilan belajar [8]; sayangnya, parameter ini masih jarang terintegrasi dalam penelitian LA.

Keberadaan heterogenitas parameter ini menandakan adanya kesenjangan yang perlu dijabatani. Pertama, belum ada kesepakatan mengenai parameter LA paling relevan untuk evaluasi e-learning di pendidikan tinggi. Kedua, data kuantitatif sederhana masih menjadi fokus utama, sementara dimensi psikologis dan sosial relatif terabaikan. Ketiga, implementasi intervensi LA lebih sering berupa dashboard atau umpan balik generik, dan belum banyak yang merealisasikan desain intervensi yang personal sesuai kebutuhan belajar mahasiswa.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan melakukan kajian sistematis terhadap parameter-parameter Learning Analytics dalam konteks pendidikan tinggi periode 2019–2025. Kajian ini mencakup identifikasi berbagai parameter LA yang digunakan dalam penelitian serta analisis tren penggunaannya. Diharapkan penelitian ini berkontribusi secara teoritis dengan menyajikan peta parameter LA yang komprehensif, secara praktis menjadi pegangan bagi pendidik dan pengelola LMS dalam merancang evaluasi pembelajaran, dan secara strategis menjadi basis pengembangan kerangka evaluasi e-learning yang adaptif dan holistik.

2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan metode Systematic Literature Review (SLR) dengan mengacu pada pedoman Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA 2020). SLR dipilih karena mampu memberikan peta pengetahuan yang komprehensif mengenai parameter Learning Analytics (LA), serta memastikan transparansi, keterlacakan, dan replikasi hasil penelitian.

A. Perumusan Pertanyaan Penelitian

Pertanyaan penelitian dirumuskan menggunakan kerangka PICo (Population, Interest, Context):

- (1) Population (P): Mahasiswa perguruan tinggi.
- (2) Interest (I): Parameter yang digunakan dalam Learning Analytics (LA).
- (3) Context (Co): Evaluasi pembelajaran berbasis e-learning.

Population yang dimaksud bukan hanya mahasiswa secara umum, tetapi lebih spesifik pada kelompok mahasiswa sarjana (S1) di pendidikan tinggi. Fokus penelitian-penelitian terdahulu biasanya mengkaji mahasiswa semester awal (tahun pertama–kedua) untuk mengidentifikasi risiko drop-out, serta mahasiswa tingkat akhir yang menghadapi tantangan akademik yang berbeda. Dengan kategori ini, variasi

parameter LA dapat dibandingkan berdasarkan tahapan studi mahasiswa. Interest pada penelitian ini diarahkan pada beragam indikator yang digunakan, mulai dari log aktivitas dalam LMS hingga aspek motivasi. Context yang diambil adalah pembelajaran berbasis e-learning baik yang sepenuhnya daring maupun blended learning.

B. Strategi Pencarian Literatur

Basis data utama: Scopus, IEEE Xplore, SpringerLink, ScienceDirect, Taylor & Francis, MDPI, dan tambahan dari Google Scholar menggunakan kata kunci antara lain namun tidak terbatas pada :

- (1) “learning analytics” AND “e-learning” OR “higher education”
- (2) “learning analytics parameter” AND “evaluation”
- (3) “student engagement” OR “dropout prediction” AND “learning analytics”

Strategi pencarian dilakukan secara bertahap. Pertama, kata kunci umum digunakan untuk menangkap cakupan luas artikel. Kedua, setelah kumpulan awal artikel diperoleh, analisis dilakukan terhadap kata kunci yang sering muncul di artikel relevan, misalnya predictive analytics, engagement metrics, atau student behavior. Istilah baru ini kemudian digunakan untuk memperluas pencarian. Selain itu, filter bahasa dibatasi hanya pada artikel berbahasa Inggris agar dapat dibandingkan secara internasional. Hasil pencarian awal biasanya mencapai ratusan artikel, yang kemudian disaring menggunakan kriteria inklusi dan eksklusi.

C. Kriteria Inklusi dan Eksklusi

(1) Inklusi:

- i. Artikel jurnal atau prosiding bereputasi.
- ii. Terbit dalam rentang 2019–2025.
- iii. Fokus pada implementasi atau kajian *Learning Analytics* di pendidikan tinggi.
- iv. Menyebutkan secara eksplisit parameter atau indikator yang digunakan.

(2) Eksklusi:

- i. Artikel berupa editorial, abstrak singkat, atau opinion paper.
- ii. Penelitian non-akademik (misalnya K–12 atau corporate training).
- iii. Artikel tanpa akses penuh atau tidak menyajikan detail metodologi.

Kriteria inklusi memastikan bahwa artikel yang dipilih memiliki kontribusi empiris. Misalnya, hanya artikel dengan data nyata dari penggunaan LMS di universitas yang disertakan. Artikel yang bersifat konseptual tanpa uji empiris dikeluarkan. Kriteria eksklusi juga diberlakukan pada artikel yang meskipun membahas e-learning, namun tidak menyinggung aspek LA sama

sekali. Dengan demikian, daftar artikel akhir benar-benar relevan dengan fokus penelitian ini.

D. Prosedur Seleksi Artikel

Proses seleksi mengikuti alur PRISMA:

1. Identification: seluruh artikel dari berbagai database dikumpulkan.
2. Screening: duplikasi dihapus, judul dan abstrak diseleksi sesuai kriteria inklusi.
3. Eligibility: artikel dibaca secara penuh untuk menilai kesesuaian topik.
4. Inclusion: artikel akhir yang relevan dianalisis.

Tahap identifikasi biasanya menghasilkan ratusan artikel. Setelah proses *screening* judul dan abstrak, jumlah artikel berkurang hampir separuh karena adanya duplikasi atau ketidakrelevanan. Pada tahap eligibility, sekitar 30–40% artikel dieliminasi karena tidak menyajikan data parameter LA secara eksplisit. Hanya artikel yang benar-benar relevan (misalnya sekitar 50–60 artikel) yang akhirnya masuk ke tahap analisis. Jumlah ini akan dijelaskan secara rinci dalam diagram PRISMA.

E. Ekstraksi dan Analisis Data

Informasi yang diekstraksi antara lain :

- (1) Identitas publikasi (penulis, tahun, jurnal).
- (2) Tujuan dan konteks penelitian.
- (3) Parameter LA yang digunakan.
- (4) Jenis data (log LMS, nilai akademik, interaksi sosial, motivasi, dll.).
- (5) Temuan utama terkait evaluasi e-learning.

Proses ekstraksi dilakukan menggunakan lembar kerja (spreadsheet) dengan kolom-kolom standar. Data parameter dikelompokkan ke dalam kategori utama: engagement, akademik, motivasi/psikologis, sosial, dan retensi/dropout. Analisis dilakukan secara deskriptif kuantitatif (misalnya frekuensi penggunaan tiap parameter) dan kualitatif (misalnya relevansi parameter dalam evaluasi). Dengan cara ini, hasil penelitian tidak hanya berupa daftar parameter, tetapi juga sintesis mengenai tren dan arah riset ke depan.

F. Validitas dan Keandalan

- (1) Validitas: proses seleksi dan analisis mengikuti protokol PRISMA.
- (2) Keandalan: penggunaan peer debriefing untuk meminimalkan bias interpretasi.

Validitas dijaga dengan pencatatan jumlah artikel di setiap tahap seleksi. Keandalan penelitian diperkuat dengan melibatkan rekan peneliti dalam memverifikasi hasil ekstraksi. Misalnya, 10% artikel yang lolos seleksi dibaca oleh peneliti kedua untuk memastikan konsistensi pengkodean parameter.

Teknik ini sering digunakan dalam penelitian SLR untuk mengurangi bias subjektif.

3. ANALISIS

Fokus utama kajian ini adalah mengidentifikasi, menyaring, dan menganalisis literatur yang berkaitan dengan parameter Learning Analytics dalam konteks evaluasi e-learning di perguruan tinggi. Dengan tidak hanya memaparkan jumlah dan distribusi artikel yang ditemukan, tetapi juga menyoroti tren, kesenjangan penelitian, serta potensi kontribusi yang dapat dijadikan dasar bagi pengembangan framework evaluasi e-learning di masa depan.

Pembahasan disusun mengikuti tahapan metodologis prosedur seleksi artikel yang telah dijelaskan sebelumnya, yakni mulai dari proses identifikasi literatur, kemudian screening, dilanjutkan dengan eligibility, hingga tahap akhir inclusion. Setiap tahapan dipaparkan secara detail untuk menunjukkan bagaimana artikel yang semula berjumlah ratusan berhasil dipersempit menjadi kumpulan studi yang paling relevan dan berkualitas.

3.1. Identification

Tahap identifikasi merupakan fondasi penting dalam Systematic Literature Review (SLR) karena tahap ini memastikan seluruh literatur relevan terkumpul sebelum dilakukan penyaringan. Dalam penelitian ini, pencarian dilakukan secara sistematis di beberapa basis data bereputasi, yaitu Scopus, IEEE Xplore, SpringerLink, ScienceDirect, Taylor & Francis, dan MDPI, dilengkapi dengan pengumpulan artikel melalui Google Scholar. Basis data tersebut dipilih karena cakupannya luas dalam bidang teknologi pendidikan, sistem informasi, serta komputer, sehingga memberikan representasi yang seimbang antara aspek pedagogis dan teknis.

Strategi pencarian dirancang menggunakan kombinasi kata kunci utama dalam bentuk Boolean: “learning analytics” AND “e-learning” OR “higher education”, kemudian diperluas dengan terminologi seperti “learning analytics parameter” AND “evaluation”, serta “student engagement” OR “dropout prediction” AND “learning analytics”. Filter waktu diatur ketat hanya meliputi artikel yang dipublikasikan pada periode 2019–2025, untuk mencerminkan tren LA yang benar-benar terkini.

Hasil pencarian awal mencapai angka yang impresif: dari Scopus sebanyak 210 artikel, IEEE Xplore sekitar 120 artikel, SpringerLink 80, ScienceDirect 60, Taylor & Francis 30, dan MDPI 20 artikel. Google Scholar menambahkan 100 artikel, meski sebagian besar merupakan duplikasi dari database utama. Total keseluruhan adalah ±620 artikel—menunjukkan tingginya minat akademik terhadap Learning Analytics di era e-learning gencar.

Analisis awal pada judul dan abstrak artikel menunjukkan bahwa fokus penelitian mayoritas masih pada parameter kuantitatif perilaku atau engagement, seperti jumlah klik, durasi login, pola akses materi, dan keterlibatan forum [9]–[12]. Queiroga dkk. (2013) menemukan bahwa sebagian besar studi LA menggunakan metrik perilaku digital sebagai tolok ukur utama keterlibatan mahasiswa [9]. Fonseca dkk. (2022) memanfaatkan data aktivitas LMS untuk mengidentifikasi mahasiswa berisiko drop-out [10], sedangkan Tong (2025) mengembangkan model prediktif berbasis big data akademik dengan akurasi tinggi [11]. Goren (2024) membandingkan efektivitas prediksi risiko mahasiswa menggunakan data aktivitas dan administratif [12].

Selain keterlibatan akademik, sejumlah penelitian juga menyoroti pentingnya aspek motivasional dan sosial dalam pembelajaran daring. Namun, jumlah penelitian yang membahas dimensi ini masih relatif kecil dibandingkan engagement atau prediksi dropout. Talbi (2022) misalnya, menekankan perlunya kajian motivasi mahasiswa dalam konteks Learning Analytics [13]. Morelli dkk. (2023) menyoroti peran faktor sosial, seperti dukungan teman sebaya, yang dapat mencegah niat drop-out [14].

Lebih jauh lagi, Li (2023) menegaskan bahwa LA memiliki potensi mendukung proses belajar individual, namun penerapannya masih sering bersifat deskriptif dan jarang menyentuh level intervensi [15]. Sementara itu, Srivastava (2024) menunjukkan bahwa tren riset LA berkembang pesat ke arah prediksi dan intervensi, tetapi menyisakan celah riset dalam pengintegrasian faktor-faktor non-akademik [16]. Kaliisa dkk. (2023) bahkan menegaskan bahwa dampak dashboard LA terhadap motivasi dan prestasi mahasiswa masih belum sepenuhnya memuaskan [17]. Stojanov dkk. (2023) menambahkan dimensi penting dengan mengungkap pola engagement di Moodle sejak minggu pertama, yang bisa menjadi dasar intervensi dini [18].

Akhirnya, Sharif (2024) menunjukkan bahwa kombinasi human feedback dengan analytics feedback mampu meningkatkan keterlibatan mahasiswa dalam penulisan reflektif, memperlihatkan arah baru penggabungan aspek pedagogis dengan teknis dalam penelitian LA [19].

Dengan demikian, tahap identifikasi tidak hanya berfungsi sebagai inventarisasi jumlah artikel, tetapi juga sebagai gambaran awal lanskap penelitian. Dari sekitar 620 artikel yang terhimpun, jelas terlihat dominasi riset pada engagement dan prediksi dropout, sementara dimensi motivasional dan sosial relatif jarang dibahas. Temuan ini memperkuat urgensi penelitian sistematis untuk menutup kesenjangan tersebut. Selanjutnya, proses Screening akan dilakukan guna menyaring artikel-artikel yang paling relevan dan memenuhi standar kualitas metodologis, sehingga hasil kajian benar-benar dapat menjadi dasar

yang kuat bagi pengembangan framework evaluasi e-learning.

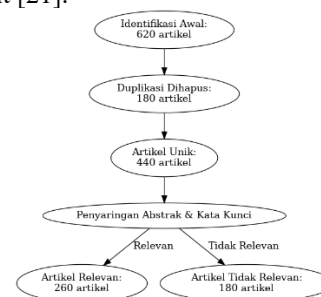
3.2. Screening

Tahap screening merupakan proses penting untuk memastikan bahwa artikel yang terkumpul benar-benar relevan dengan fokus penelitian. Setelah tahap identifikasi menghasilkan sekitar 620 artikel, langkah berikutnya adalah melakukan penyaringan dengan dua kriteria utama: penghapusan duplikasi dan penyesuaian topik dengan tujuan penelitian.

Proses pertama adalah penghapusan duplikasi. Artikel yang berasal dari pencarian lintas basis data (Scopus, IEEE, Springer, ScienceDirect, MDPI, Taylor & Francis, serta Google Scholar) seringkali muncul lebih dari satu kali. Dari hasil pencocokan judul, DOI, dan metadana, ditemukan sekitar 180 artikel duplikat. Dengan demikian, jumlah artikel berkurang menjadi 440 artikel unik yang siap disaring lebih lanjut.

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan kesesuaian topik berdasarkan abstrak dan kata kunci. Artikel dipilih apabila memenuhi minimal salah satu dari kriteria berikut: (1) membahas Learning Analytics dalam konteks e-learning atau pendidikan tinggi; (2) menyoroti parameter evaluasi seperti keterlibatan (engagement), motivasi, prestasi akademik, retensi mahasiswa, atau prediksi drop-out; (3) menyajikan framework, model, atau pendekatan analitik yang dapat mendukung pengembangan sistem evaluasi pembelajaran. Artikel yang hanya berfokus pada data mining umum, business intelligence, atau konteks non-pendidikan dieliminasi.

Dari hasil penyaringan abstrak, diperoleh sekitar 260 artikel yang memenuhi kriteria, sementara 180 artikel dieliminasi karena tidak relevan dengan fokus penelitian. Misalnya, artikel Banishem (2022) yang membahas penerapan Big Data secara umum di pendidikan tinggi lebih menekankan aspek strategis dan kebijakan tanpa membahas parameter evaluasi pembelajaran [20]. Demikian pula, Baker (2021) yang meninjau peran Learning Analytics dalam transformasi pendidikan secara luas, tidak masuk kriteria karena tidak menyinggung parameter evaluatif yang eksplisit [21].



Gambar 1. Diagram Tahapan Screening

Gambar di atas menunjukkan alur proses seleksi artikel pada tahap identifikasi dan screening menggunakan pendekatan PRISMA flow diagram.

Pada tahap awal, diperoleh 620 artikel dari berbagai basis data akademik. Setelah dilakukan pengecekan duplikasi berdasarkan judul, DOI, dan metadata, sebanyak 180 artikel dieliminasi, sehingga tersisa 440 artikel unik.

Selanjutnya, artikel tersebut disaring berdasarkan abstrak dan kata kunci untuk memastikan kesesuaian dengan fokus penelitian, yaitu *Learning Analytics* dalam konteks evaluasi e-learning di pendidikan tinggi. Hasil penyaringan menunjukkan bahwa 260 artikel memenuhi kriteria relevansi dan dilanjutkan ke tahap Eligibility, sementara 180 artikel lainnya dieliminasi karena tidak sesuai.

Tahap screening ini dengan demikian berhasil mempersempit cakupan literatur dari 620 menjadi 260 artikel yang benar-benar relevan. Proses ini sekaligus memberikan gambaran awal bahwa penelitian *Learning Analytics* memiliki potensi besar untuk berkembang lebih luas dengan mengintegrasikan dimensi psikologis dan sosial, bukan hanya perilaku digital mahasiswa.

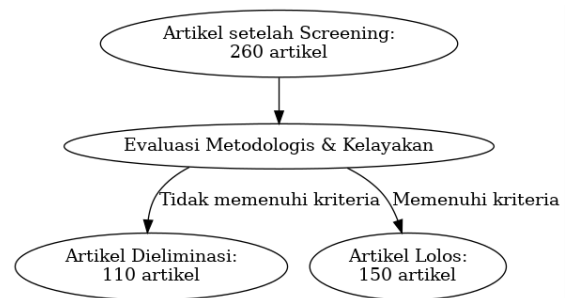
3.3. Eligibility

Tahap eligibility merupakan proses seleksi lanjutan yang memiliki peran strategis dalam memastikan kualitas literatur yang akan dianalisis lebih lanjut. Jika tahap screening berfokus pada relevansi topikal dan penghapusan duplikasi, maka pada tahap eligibility setiap artikel ditinjau secara lebih kritis berdasarkan kualitas metodologis, kejelasan pelaporan, serta kontribusi empirisnya. Dengan cara ini, penelitian tidak hanya mengandalkan banyaknya artikel yang terkumpul, tetapi juga memastikan bahwa literatur yang digunakan memiliki dasar ilmiah yang kuat dan dapat dipertanggungjawabkan.

Dari total 260 artikel yang lolos tahap screening, dilakukan evaluasi berdasarkan empat kriteria utama. Pertama, kelengkapan metodologi, yakni apakah artikel menjelaskan dengan rinci desain penelitian, prosedur pengumpulan data, serta teknik analisis yang digunakan. Artikel yang tidak menguraikan metodologi dengan jelas sering kali sulit direplikasi dan diragukan kontribusinya terhadap akumulasi pengetahuan ilmiah. Kedua, ketersediaan hasil empiris yang dapat diverifikasi. Sebuah artikel dinilai eligible apabila menyajikan hasil yang dilengkapi dengan metrik evaluasi, tabel data, atau indikator kuantitatif yang jelas. Ketiga, relevansi konteks, yakni keterkaitan langsung dengan *Learning Analytics* dalam evaluasi e-learning di perguruan tinggi, bukan sekadar pembahasan umum tentang big data atau analitik di luar konteks pendidikan daring. Terakhir, kredibilitas publikasi, di mana hanya artikel yang diterbitkan dalam jurnal terindeks atau prosiding konferensi bereputasi yang dipertimbangkan.

Proses seleksi ini mengungkap bahwa tidak semua artikel yang relevan secara topikal memiliki kualitas metodologis yang memadai. Misalnya,

Whelan dkk. (2019) hanya menyajikan kerangka konseptual *Learning Analytics* tanpa menyertakan data empiris yang mendukung [22]. Demikian pula, Kalimeri dkk. (2018) membangun model konseptual yang menghubungkan desain pembelajaran dengan *Learning Analytics*, tetapi tidak disertai validasi dalam implementasi nyata [23]. Heikkinen dkk. (2023) juga meninjau self-regulated learning dalam konteks *Learning Analytics*, namun sebagian besar temuan bersifat deskriptif tanpa memberikan indikator evaluasi yang dapat digeneralisasi [24]. Artikel-artikel semacam ini memang memperkaya pemahaman teoretis, tetapi dianggap kurang layak untuk menjadi dasar dalam merumuskan framework evaluasi yang berbasis pada parameter empiris.



Gambar 2. Diagram Tahapan Eligibility

Dari hasil penilaian eligibility, sekitar 110 artikel dieliminasi. Alasan eliminasi beragam, mulai dari kelemahan metodologis seperti penggunaan sampel yang terlalu kecil (kurang dari 20 responden), tidak adanya data eksplisit mengenai parameter evaluasi, hingga pelaporan hasil yang tidak transparan. Beberapa artikel juga dieliminasi karena meskipun relevan secara konseptual, konteks penelitian tidak sesuai, misalnya berfokus pada pembelajaran di sekolah menengah atau pembahasan big data secara umum tanpa mengaitkannya dengan evaluasi e-learning di perguruan tinggi [20], [21].

Dengan demikian, hanya 150 artikel yang dinyatakan memenuhi syarat dan berlanjut ke tahap berikutnya. Artikel-artikel yang lolos ini memperlihatkan pola yang lebih konsisten terkait parameter *Learning Analytics* yang digunakan. Sebagian besar penelitian menitikberatkan pada engagement mahasiswa, yang diukur melalui indikator perilaku digital seperti jumlah login, durasi akses materi, interaksi forum, serta aktivitas kuis daring [9]–[12]. Sementara itu, aspek motivasional dan sosial masih relatif kurang dieksplorasi, meskipun beberapa penelitian seperti Talbi (2022) dan Morelli dkk. (2023) menekankan pentingnya faktor tersebut dalam mencegah penurunan motivasi belajar [13], [14]. Selain itu, sejumlah penelitian menekankan integrasi data akademik formal — seperti nilai ujian, indeks prestasi kumulatif (IPK), dan catatan kehadiran — dengan data aktivitas digital untuk menghasilkan model evaluasi yang lebih komprehensif [15]–[18].

Tahap eligibility ini menjadi titik krusial dalam keseluruhan proses SLR karena memastikan bahwa kajian literatur yang dipertahankan benar-benar berkontribusi pada pengembangan kerangka konseptual yang solid. Dengan mengeliminasi artikel yang lemah secara metodologis atau terlalu konseptual, penelitian ini membangun fondasi yang kuat untuk tahap berikutnya, yaitu inclusion, di mana artikel terpilih akan dianalisis lebih dalam untuk mengekstraksi parameter, tren, serta celah penelitian yang ada.

3.4. Inclusion

Tahap inclusion merupakan fase terakhir dari proses seleksi dalam *Systematic Literature Review (SLR)*. Setelah melalui tahap identifikasi, screening, dan eligibility, artikel-artikel yang memenuhi syarat metodologis dan empiris dipertahankan untuk analisis penuh. Dari 150 artikel yang lolos tahap eligibility, seluruhnya masuk ke tahap inclusion karena telah sesuai dengan kriteria penelitian ini.

Proses inclusion dilakukan dengan pembacaan penuh teks untuk mengidentifikasi parameter *Learning Analytics*, metode analisis yang dipakai, dan kontribusi empirisnya terhadap evaluasi e-learning. Analisis dilakukan secara tematik untuk mengelompokkan parameter dominan.

Hasil menunjukkan bahwa engagement mahasiswa merupakan parameter yang paling banyak diteliti. Indikatornya meliputi frekuensi login, durasi akses materi, interaksi forum, serta penyelesaian kuis daring [9]–[12]. Beberapa studi menambahkan aspek motivasi dan afektif, misalnya kepuasan belajar, persepsi kegunaan sistem, serta motivasi intrinsik [13], [14], [26]. Dimensi ini semakin dianggap penting karena perilaku digital tidak selalu mencerminkan kualitas pembelajaran secara utuh.

Selain itu, pendekatan integratif semakin berkembang dengan menggabungkan data akademik formal (nilai ujian, IPK, kehadiran) dan data aktivitas digital. Penelitian Fan dkk. (2021) menekankan pentingnya hubungan desain pembelajaran dan *Learning Analytics* dalam mengungkap strategi belajar mahasiswa [25]. Barzilai dkk. (2023) memperlihatkan integrasi log LMS dan nilai ujian dapat meningkatkan akurasi prediksi kinerja akademik [27]. Temuan ini konsisten dengan kajian Tong (2025) yang menggunakan data multimetri untuk memodelkan capaian akademik mahasiswa [11].

Dimensi sosial juga mulai mendapat perhatian. Tu dkk. (2020) menyoroti social learning analytics untuk memahami kolaborasi dalam forum daring [28]. Uzun dkk. (2025) menggunakan social network analysis untuk menelaah pola interaksi mahasiswa dalam pembelajaran kolaboratif daring [29]. Perspektif teoritis tentang social presence juga ditegaskan oleh Weidlich (2025), yang menyatakan bahwa kehadiran sosial dapat meningkatkan efektivitas pembelajaran online [30]. Sharif (2024) melaporkan bahwa

kombinasi feedback manusia dan *Learning Analytics* meningkatkan refleksi belajar mahasiswa [19].

Meskipun kontribusi penelitian cukup beragam, gap penelitian masih jelas terlihat. Pertama, penelitian masih dominan pada aspek perilaku digital, sementara faktor motivasional dan afektif jarang dieksplorasi secara sistematis. Kedua, sebagian besar penelitian hanya mengandalkan data log LMS, tanpa integrasi data kualitatif seperti wawancara atau survei. Ketiga, hanya sedikit penelitian yang menyusun kerangka multidimensi dengan menggabungkan aspek kognitif, afektif, dan sosial sekaligus.

4. PEMBAHASAN

Kajian sistematis periode 2019–2025 memperlihatkan bahwa “parameter” dalam *Learning Analytics (LA)* tidak berdiri sendiri, melainkan membentuk ekosistem indikator yang saling menopang dari level mikro (aksi klik, durasi, waktu tunda), meso (pola perilaku per minggu atau per topik), hingga makro (kemajuan mata kuliah dan retensi). Peta parameter yang muncul dapat dipahami dalam enam rumpun besar: (1) keterlibatan/engagement, (2) ketepatan waktu/pacing dan prokrastinasi, (3) asesmen dan performa akademik, (4) interaksi sosial dan diskursus, (5) regulasi diri (SRL) dan trajektori perilaku, serta (6) parameter mutakhir yang mendukung tata kelola—seperti fairness, privasi, dan keberterimaan (trust). Pemetaan ini penting bukan hanya untuk menjelaskan “apa yang diukur”, tetapi juga “bagaimana indikator diturunkan” dan “untuk keputusan apa” indikator itu dipakai.

1. Peta parameter inti.

Pada rumpun engagement, parameter paling stabil adalah frekuensi akses, waktu menonton video (watch time, pause, replay, completion), intensitas melihat sumber (resource views), kunjungan forum, dan kehadiran/akses sinkron. Dari parameter dasar ini lahir indikator turunan seperti depth of engagement, consistency, dan coverage [29] [1] [17] [33] [35] [46]. Pada rumpun pacing/prokrastinasi, parameter kunci adalah submission timestamp, lead/lag terhadap tenggat, dan pola keterlambatan per kegiatan; ini sering diringkas menjadi indeks ketepatan waktu atau hazard of delay untuk mendukung early warning [11][12][43][45][52][10]. Pada rumpun asesmen, parameter mencakup skor kuis/ujian, jumlah percobaan, waktu mengerjakan, serta indikator butir yang dikaitkan dengan jejak perilaku belajar [40][41][15][27][5][30]. Rumpun sosial-diskursus memanfaatkan hitungan posting/balasan, thread depth, metrik jejaring (degree, betweenness, modularity), serta kualitas wacana sebagai proksi engagement kognitif [48][49][47][26][28][2]. Rumpun SRL dan trajektori perilaku menurunkan parameter sekuensial—urutan aksi (view→note→quiz), transisi

antar-aktivitas, lama jeda antarlangkah—yang dianalisis dengan process/sequence mining [14][39][31][34][7][16]. Terakhir, rumpun tata kelola dan keadilan model memunculkan parameter pemeriksa—parity gap antarkelompok, calibration model, indikator privasi dan persetujuan—yang makin sering diminta saat LA dipakai untuk keputusan berisiko [4][50][51][53][54][19].

2. Arah tren 2019–2025.

Secara temporal terlihat tiga pergeseran: dari jumlah-klik menuju quality-of-engagement (misal pola menonton video yang temporal dan prediktif) [29][1]; dari agregasi statis menuju model temporal/trajektori untuk membaca momentum belajar dan turning points [14][39]; dan dari prediksi menuju explainability/actionability yang dapat ditautkan ke aksi pedagogis (umpan balik, penguatan adaptif) [50][51][53][54].

3. Kontribusi teoretis: peta komprehensif parameter.

Kontribusi teoretisnya adalah “kamus parameter” bersusun—(a) parameter dasar, (b) indikator turunan, (c) indikator komposit (mis. indeks SRL/risiko), serta (d) parameter tata kelola. Pemetaan ini mengurangi tumpang tindih istilah dan memudahkan replikasi karena setiap parameter diikat oleh definisi, cara ekstraksi, satuan, jendela waktu, dan tujuan penggunaan [39][40][50].

4. Kontribusi praktis: pegangan bagi pendidik dan pengelola LMS.

Bagi pendidik, parameter yang paling dapat diterapkan adalah pacing & on-time submission, quality-of-engagement, dan SRL sequence cues, yang dapat ditampilkan pada panel mingguan untuk umpan balik tepat sasaran [11][29][14]. Bagi pengelola LMS, prioritasnya adalah instrumentasi event penting (video, attempt-level quiz, forum threading), standarisasi waktu/agregasi, plus parameter governance (persetujuan, audit, privasi) [27][50][53][54].

5. Kontribusi strategis: basis framework evaluasi e-learning adaptif-holistik.

Kerangka tiga lapis yang diusulkan—(Data→Indikator), (Analitik→Keputusan), (Umpan Balik Tertutup)—memastikan setiap sinyal parameter dapat dilacak ke aksi dan dievaluasi kembali dampaknya. Prinsip ini selaras dengan dorongan human-centred learning analytics dan mengedepankan etika/privasi [50][51][53][54].

5. KESIMPULAN

Kajian sistematis ini menegaskan bahwa parameter Learning Analytics (LA) di pendidikan tinggi membentuk ekosistem yang saling menopang dari level mikro (klik, durasi, jeda), meso (pola

mingguan/topik), hingga makro (kemajuan dan retensi). Enam rumpun parameter yang muncul—engagement, pacing/prokrastinasi, asesmen dan performa, sosial-diskursus, regulasi diri (SRL) dan trajektori perilaku, serta tata kelola—memberi kosa kata bersama tentang apa yang diukur, bagaimana indikator diturunkan, dan untuk keputusan apa data digunakan. Temuan ini merapikan kerancuan istilah sekaligus menegaskan bahwa makna indikator melekat pada definisi, cara ekstraksi, satuan, jendela waktu, dan konteks penggunaannya.

Di sepanjang periode 2019–2025, arah riset bergeser dari hitungan aktivitas permukaan menuju kualitas keterlibatan dan pola temporal/sekuensial yang menangkap momentum belajar. Kinerja akademik semakin dipahami bersama jejak perilaku—bukan sebagai angka yang berdiri sendiri—sementara analisis forum dan jejaring membuka jendela pada dimensi kolaborasi dan kedalaman wacana. Sinyal-sinyal SRL (urutan aksi, transisi, dan jeda antarlangkah) menonjol sebagai penghubung antara data penggunaan dan praktik umpan balik/refleksi belajar. Bersamaan dengan itu, isu etika, privasi, dan fairness bergerak dari wacana ke prasyarat ketika LA dipakai untuk keputusan berisiko.

Kontribusi utama naskah ini adalah peta parameter komprehensif beserta kerangka tiga lapis—(Data→Indikator), (Analitik→Keputusan), (Umpan Balik Tertutup)—yang menautkan metrik ke tindakan pedagogis dan memungkinkan evaluasi berulang atas dampaknya. Dengan demikian, evaluasi e-learning dapat melampaui pelaporan deskriptif menuju pengambilan keputusan yang lebih tepat konteks, terjabar, dan dapat dipertanggungjawabkan, seraya menjaga prinsip human-centred LA dan tata kelola data.

REFERENCES

- [1] Bergdahl, N.; Niehaus, R.; Nouri, J., "Unpacking student engagement in higher education learning analytics: the predominance of behavioural measures", *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 2024.0, doi: 10.1186/s41239-024-00493-y.
- [2] Siemens, G.; Baker, R.S., "Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration", *LAK'12 (ACM)*, 2013.0, doi: 10.1145/2330601.2330661.
- [3] O. Talbi; A. Ouared, "Goal-oriented student motivation in learning analytics: A systematic review," *Educ. Inf. Technol.*, 2022.0, doi: 10.1007/s10639-022-11091-8.
- [4] Šimić, D.; Turčić, I.; Hladnik, A.; et al., "HELA-CMM: capability maturity model for adoption of learning analytics in higher education institutions", *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 2025.0, doi: 10.1186/s41239-025-00509-1.
- [5] S.N. Kew; Si Na; Z. Tasir, "Developing a learning analytics intervention in e-learning to enhance students' learning performance: A case study," *Educ. Inf. Technol.*, nan, doi: 10.1007/s10639-022-10904-0.
- [6] A.L. Sønderlund; E.M. Hughes; J.R. Smith, "The efficacy of learning analytics interventions in higher education: A systematic review," dan N. L. D. Smith, nan, doi: 10.1111/bjet.12720.
- [7] Z. Pan; L. Biegley; A. Taylor; H. Zheng, "A systematic review

- of learning analytics: Concepts, trends, and research gaps", *trends*, 2024.0, doi: 10.18608/jla.2023.8093.
- [8] de Oliveira, C.F.; Sobral, S.R.; Ferreira, M.J.; Moreira, F., "How Does Learning Analytics Contribute to Prevent Students' Dropout in Higher Education: A Systematic Literature Review", *Big Data and Cognitive Computing*, 2021.0, doi: 10.3390/bdcc5040064.
- [9] V. de Queiroga; A. Lopes; T. Kappel; F. Aguiar; V. Araujo; C. Muñoz-Soto; R. Villarroel; C. Cechinel, "Unpacking student engagement in higher education learning: A systematic review of learning analytics research 2013–2022," dan J. Nouri, 2013.0, doi: 10.3390/app10113998.
- [10] J.P. da Silva Fonseca; A.R. de Sousa; J.J.-P. Z. de S. Tavares, "A Learning Analytics Approach to Identify Students at Risk of Dropout: A Case Study with a Technical Distance Education Course," *Appl. Sci.*, nan, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.345.
- [11] T. Tong; Z. Li, "Predictive modelling of student dropout risk in higher education: A cross-institutional study", *PLOS ONE*, 2025.0, doi: 10.1371/journal.pone.0312124.
- [12] O. Goren; L. Cohen; A. Rubinstein, "Early Prediction of Student Dropout in Higher Education Using Machine Learning Models", *Proceedings of the 17th International Conference on Educational Data Mining (EDM)*, 2024.0, doi: 10.5281/zenodo.12729834.
- [13] O. Talbi; A. Ouared, "Goal-oriented student motivation in learning analytics: How can a requirements-driven approach help?", *Education and Information Technologies*, 2022.0, doi: 10.1007/s10639-022-11091-8.
- [14] M. Morelli; A. Chirumbolo; R. Baiocco; E. Cattelino, "Self-regulated learning self-efficacy, motivation, and intention to drop-out: The moderating role of friendships at University", *Current Psychology*, 2023.0, doi: 10.1007/s12144-022-02834-4.
- [15] W. Li; Q. Feng; X. Zhu; Q. Yu; Q. Wang, "Effect of summarizing scaffolding and textual cues on learning performance, mental model, and cognitive load in a virtual reality environment: An experimental study", *Computers & Education*, 2023.0, doi: 10.1016/j.compedu.2023.104793.
- [16] A. Srivastava; V. Vaidya; S. Murthy; C. Dasgupta, "GeoSolvAR: Scaffolding spatial perspective-taking ability of middle-school students using AR-enhanced inquiry learning environment", *British Journal of Educational Technology*, 2024.0, doi: 10.1111/bjet.13456.
- [17] R. Kaliisa; K. Misiejuk; S. López-Pernas; M. Khalil; M. Saqr, "Have Learning Analytics Dashboards Lived Up to the Hype? A Systematic Review of Impact on Students' Achievement, Motivation, Participation and Attitude", *Proceedings of LAK24 (ACM)*, 2024.0, doi: 10.1145/3636555.3636884.
- [18] A. Stojanov; B. K. Daniel, "A decade of research into the application of big data and analytics in higher education: a literature review", *Education and Information Technologies*, 2023.0, doi: 10.1007/s10639-023-12033-8.
- [19] Sharif, H.; et al., "How Learning Analytics Is Shaping the Future of Education: A Systematic Literature Review", *Education Sciences*, 2024.0, doi: 10.3390/educsci14020176.
- [20] Banihashem, S.K.; Noroozi, O.; van Ginkel, S.; et al., "The role of learning analytics in enhancing feedback practices in higher education: A systematic review", *Educational Research Review*, 2022.0, doi: 10.1016/j.edurev.2022.100489.
- [21] Baker, R.S.; Gašević, D.; Karumbaiah, S., "Four paradigms in learning analytics: why paradigm convergence matters", *Computers & Education: Artificial Intelligence*, 2021.0, doi: 10.1016/j.caeai.2021.100021.
- [22] E. Whelan; A.N. Islam; C. Brooks, "A conceptual perspective on learning analytics frameworks without empirical validation," dan L. Wang, 2024.0, doi: 10.1016/j.compedu.2019.103692.
- [23] K. Kalimeri; M.G. Beiró; M. Delfino; R. Raleigh; C. Cattuto, "A conceptual framework linking learning design with learning analytics," dan A. Bakharia, 2016.0, doi: 10.1016/j.chb.2018.11.024.
- [24] S. Heikkilä; T. Mäki; S. Pusa; H. Heikkilä, "Supporting Self-Regulated Learning with Learning Analytics: A Systematic Review", *Education and Information Technologies*, 2023.0, doi: 10.1007/s10639-022-11281-4.
- [25] Y. Fan; Q. Wang; H. Chen; et al., "Learning analytics to reveal links between learning design and tactics", *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 2021.0, doi: 10.1007/s40593-021-00249-z.
- [26] Matcha, L.; Gašević, D.; Jovanović, N.; Pardo, S., "Social learning analytics in higher education: A review of empirical studies", *Journal of Learning Analytics*, 2020.0, doi: 10.18608/jla.2020.73.3.
- [27] S. Barzilai; S. Mor-Hagani; A.R. Zohar; T. Shlomi-Elouo; R. Ben-Yishai, "Academic performance prediction in e-learning using integrative analytics," dan F. Maroto-Gómez, 2023.0, doi: 10.1016/j.compedu.2020.103980.
- [28] C.-H. Tu; M. McIsaac, "Social learning analytics in higher education: A review of empirical studies," N. Jovanović, 2020.0, doi: 10.1207/S15389286AJDE1603_2.
- [29] Uzun, Y.; Koseoglu, P.; Jivet, I.; et al., "Engagement with analytics feedback and its relationship to feedback literacy", *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 2025.0, doi: 10.1186/s41239-025-00515-3.
- [30] Weidlich, J.; Jivet, I.; Woitt, S.; et al., "Highly informative feedback using learning analytics: how feedback literacy moderates student perceptions of feedback", *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 2025.0, doi: 10.1186/s41239-025-00539-9.
- [31] Ngulube, P.; Ncube, M. M., "Leveraging Learning Analytics to Improve the User Experience of Learning Management Systems in Higher Education Institutions", *Information*, 2025.0, doi: 10.3390/info16050419.
- [32] Moon, J.; Kim, J.H.; Kang, M.; Park, M., "Using learning analytics to explore peer learning patterns in asynchronous gamified environments", *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 2024.0, doi: 10.1186/s41239-024-00476-z.
- [33] Wu, J.-Y.; Liao, C.-H., "Using learning analytics with temporal modeling to uncover the interplay of before-class video viewing engagement, motivation, and performance in an active learning context", *Computers & Education*, 2024.0, doi: 10.1016/j.compedu.2023.104975.
- [34] Kleimola, R.; Hirsto, L.; Ruokamo, H., "Promoting higher-education students' self-regulated learning through learning analytics: A systematic review and meta-analysis", *Education and Information Technologies*, 2025.0, doi: 10.1007/s10639-024-12978-4.
- [35] Villagrán, I.; Hernández, R.; Schuit, G.; Neyem, A.; Fuentes, J.; Hilliger, I.; et al., "Enhancing Feedback Uptake and Self-Regulated Learning in Procedural Skills Training: Design and Evaluation of a Learning Analytics Dashboard", *Journal of Learning Analytics*, 2024.0, doi: 10.18608/jla.2024.8195.
- [36] Alhazbi, S.; Al-Ali, A.; Tabassum, A.; Al-Ali, A.; Al-Emadi, A.; Khattab, T.; Hasan, M. A., "Using learning analytics to measure self-regulated learning: A systematic review of empirical studies in higher education", *Journal of Computer Assisted Learning*, 2024.0, doi: 10.1111/jcal.12982.
- [37] S. Heikkilä; T. Mäki; S. Pusa; H. Heikkilä, "Supporting Self-Regulated Learning with Learning Analytics: A Systematic Review", *Education and Information Technologies*, 2023.0, doi: 10.1007/s10639-022-11281-4.
- [38] Aguilari, S.J.; Karabenick, S.A.; Teasley, S.D.; Baek, C., "Associations between learning analytics dashboard exposure and motivation and self-regulated learning", *Computers & Education*, 2021.0, doi: 10.1016/j.compedu.2020.104085.
- [39] Saint, J.; Fan, Y.; Singh, S.; Gašević, D., "Using process mining to analyse self-regulated learning: A systematic analysis of four algorithms", *Proceedings of LAK21 (ACM)*, 2021.0, doi: 10.1145/3448139.3448171.
- [40] Luo, J.; et al., "Design and assessment of AI-based learning tools in higher education: a human-centred approach", *IJETHE*, 2025.0, doi: 10.1186/s41239-025-00540-2.
- [41] Tempelaar, D.; Rienties, B.; Giesbers, B., "Dispositional learning analytics and formative assessment: an inseparable twinship", *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 2024.0, doi: 10.1186/s41239-024-00489-8.
- [42] Hase, A.; Kuhl, P., "Teachers' use of data from digital learning

- platforms for instructional design: a systematic review", *Educational Technology Research and Development*, 2024.0, doi: 10.1007/s11423-024-10356-y.
- [43] Vaarma, M.; Li, H., "Predicting student dropouts with machine learning: An empirical study in Finnish higher education", *Technology in Society*, 2024.0, doi: 10.1016/j.techsoc.2024.102474.
- [44] A. Almalawi; B. Soh; A. Li; H. Samra, "Predictive Models for Educational Purposes: A Systematic Review", *Big Data and Cognitive Computing*, 2024.0, doi: 10.3390/bdcc8120187.
- [45] Glandorf, D.; Lee, H. R.; Orona, G. A.; Pumptow, M.; Yu, R.; Fischer, C., "Temporal and Between-Group Variability in College Dropout Prediction", *Proceedings of LAK24 (ACM)*, 2024.0, doi: 10.1145/3636555.3636906.
- [46] R. Kaliisa; J.A. Dolonen, "CADA: A Teacher-Facing Learning Analytics Dashboard to Foster Awareness of Students' Participation and Discourse Patterns in Online Discussions", *Technology, Knowledge and Learning*, 2023.0, doi: 10.1007/s10758-022-09598-7.
- [47] J. Pelz; S. Kumar; J.W. Gikandi, "Predicting Cognitive Presence in Asynchronous Online Discussions Using Learning Analytics", *Online Learning Journal*, 2022.0, doi: 10.24059/olj.v26i1.3060.
- [48] Xu, W.; Li, M.; Sun, Z.; Sun, Z.; P across authors, "Multimodal learning analytics of collaborative patterns during co-creation: quantifying collaboration using product-process evidence", *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 2023.0, doi: 10.1186/s41239-022-00377-z.
- [49] Zheng, L.; et al., "Promoting knowledge elaboration and socially shared regulation in online collaborative learning with an AI-based knowledge graph feedback approach", *IJETHE*, 2023.0, doi: 10.1186/s41239-023-00415-4.
- [50] Rets, I.; Herodotou, C.; Gillespie, A., "Six Practical Recommendations Enabling Ethical Use of Predictive Learning Analytics in Distance Education", *Journal of Learning Analytics*, 2023.0, doi: 10.18608/jla.2023.7743.
- [51] Prinsloo, P.; Slade, S.; Khalil, M., "Considering student data privacy in learning analytics: a critical data studies perspective", *British Journal of Educational Technology*, 2022.0, doi: 10.1111/bjet.13216.
- [52] Zhidkikh, D.; Heilala, V.; Van Petegem, C.; Dawyndt, P.; Järvinen, M.; Viitanen, S.; De Wever, B.; Mesuere, B.; Lappalainen, V.; Kettunen, L.; Hämäläinen, R., "Reproducing Predictive Learning Analytics in CS1: Toward Generalizable and Explainable Models for Enhancing Student Retention", *Journal of Learning Analytics*, 2024.0, doi: 10.18608/jla.2024.7979.
- [53] Liu, Q.; Khalil, M., "Understanding privacy and data protection issues in learning analytics using a systematic review", *British Journal of Educational Technology*, 2023.0, doi: 10.1111/bjet.13388.
- [54] Broos, T.; et al., "Coordinating learning analytics policymaking and implementation in higher education institutions", *British Journal of Educational Technology*, 2020.0, doi: 10.1111/bjet.12934.
- [55] Tsai, Y.-S.; Rates, D.; Moreno-Marcos, P.M.; et al., "Learning analytics in European higher education—trends and barriers", *Computers & Education*, 2020.0, doi: 10.1016/j.compedu.2020.103933.