

TINJAUAN LITERATUR TENTANG EVENT LOG DAN PROCESS MINING: IMPLEMENTASI, TOOLS, DAN ALGORITMA

Nurun Nafisah^{*1}, Yuni Yamasari²

^{1,2}Universitas Negeri Surabaya, Surabaya

Email: ¹24051905002@mhs.unesa.ac.id, ²yuniyamasari@unesa.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 14 Februari 2025, diterima untuk diterbitkan: 13 Desember 2025)

Abstrak

Analisis *event log* melalui *process mining* telah digunakan secara luas untuk mengeksplorasi pola perilaku dalam berbagai domain, terutama pendidikan dan *game*. Pendekatan ini memanfaatkan alat bantu seperti *Disco*, *ProM*, dan metode berbasis *machine learning* untuk menggali pola perilaku, memahami proses, dan mengevaluasi hasil. Penelitian ini menggunakan metode *Systematic Literature Review (SLR)* dengan teknik *Critical Appraisal Skills Programme (CASP)* untuk memastikan kualitas dan validitas studi yang dianalisis. Dari total 48 artikel yang ditemukan, sebanyak 30 artikel lolos tahap seleksi, dan 18 artikel dinyatakan layak untuk dianalisis lebih lanjut. Dalam domain pendidikan, analisis menunjukkan perbedaan signifikan dalam pola belajar siswa, seperti perilaku kelompok dengan nilai tinggi yang cenderung konsisten dibandingkan kelompok dengan nilai rendah. Pola akses ke *Learning Management System (LMS)* dihubungkan dengan capaian akademik, memberikan wawasan tentang hubungan antara aktivitas belajar dan hasil pembelajaran. Di sisi lain, dalam domain *game*, algoritma *process mining* digunakan untuk mengidentifikasi kesalahan pemain, mengevaluasi jalur normatif, dan menganalisis keterkaitan antara model proses dan performa pemain. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma seperti *Inductive Miner*, *Heuristic Miner*, dan *Fuzzy Miner* memberikan *fitness* model tinggi (0,9–1,0) dan mampu mengekstraksi pola perilaku yang signifikan. Penggunaan *tools* seperti *ProM* dan *Disco* memungkinkan visualisasi model proses yang intuitif, sementara algoritma berbasis *machine learning* seperti *XGBoost* memberikan akurasi tinggi dalam memprediksi hasil berdasarkan data *event log*. Secara keseluruhan, hasil studi menegaskan bahwa *process mining* berperan penting dalam mengungkap pola perilaku kompleks serta mendukung peningkatan efektivitas pembelajaran dan evaluasi performa pengguna di berbagai domain.

Kata kunci: *event log, process mining, fitness, ProM, disco*

A LITERATURE REVIEW ON EVENT LOGS AND PROCESS MINING: IMPLEMENTATIONS, TOOLS, AND ALGORITHMS

Abstract

Event log analysis through process mining has been widely used to explore behavioural patterns in various domains, particularly education and gaming. This approach utilizes Disco, ProM, and machine learning to examine behavioural patterns, understand processes, and evaluate results. This study employed a Systematic Literature Review (SLR) with the Critical Appraisal Skills Programme (CASP) technique to ensure the quality and validity of the analyzed studies. Of the 48 articles found, 30 passed the selection stage, and 18 were deemed suitable for further analysis. In the education domain, the analysis revealed significant differences in student learning patterns, such as the behaviour of high-scoring groups tending to be more consistent than that of low-scoring groups. Access patterns to Learning Management Systems (LMS) were linked to academic achievement, providing insight into the relationship between learning activities and learning outcomes. Process mining algorithms were used in the gaming domain to identify player errors, evaluate normative pathways, and analyze the relationship between process models and player performance. The results show that algorithms such as Inductive Miner, Heuristic Miner, and Fuzzy Miner provide high model fitness (0.9–1.0) and can extract significant behavioural patterns. Tools such as ProM and Disco allow for intuitive visualization of process models. In contrast, machine learning-based algorithms such as XGBoost provide high accuracy in predicting outcomes based on event log data. The study results confirm that process mining is crucial in uncovering complex behavioural patterns and supporting improved learning effectiveness and user performance evaluation across various domains.

Keywords: *event log, process mining, fitness, ProM, disco*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi (TIK) yang pesat dalam beberapa dekade terakhir telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai aspek kehidupan, seperti ekonomi, kesehatan, pemerintahan, dan pendidikan. Dengan kemajuan TIK, kehidupan sehari-hari menjadi semakin terdigitalisasi, memungkinkan akses informasi yang cepat dan luas, serta mendorong efisiensi di hampir semua bidang. Di sektor ekonomi, TIK memfasilitasi era *e-commerce*, yang memungkinkan transaksi lintas negara hanya dalam hitungan detik. Dalam bidang kesehatan, *telemedicine* dan rekam medis digital mendukung pasien dan tenaga medis dalam proses diagnosis, pengobatan, serta pemantauan kesehatan jarak jauh. Selain itu, pemerintahan digital (*e-government*) mempercepat layanan publik dan mempermudah masyarakat mengakses layanan secara *online*.

Dalam bidang pendidikan, TIK juga menjadi salah satu pilar penting yang mendorong transformasi sistem pembelajaran. Banyak lembaga pendidikan kini mengadopsi *e-learning* sebagai mekanisme utama untuk pengelolaan pendidikan daring, dengan tujuan untuk mengubah pendekatan pembelajaran menjadi berpusat pada peserta didik (Juhañák, Zounek and Rohlíková, 2019; Nafasa et al., 2019; Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023). Tren ini tercermin dalam meningkatnya penggunaan sistem pembelajaran digital seperti *Learning Management System (LMS)* dan *serious games*, yang tidak hanya memfasilitasi penyampaian materi dan interaksi daring, tetapi juga menghasilkan data pembelajaran yang kaya untuk dianalisis (Hernández, Duarte and Doderó, 2017).

LMS memberikan keunggulan dibanding sistem konvensional, antara lain akses lintas perangkat, pencatatan progres siswa, efisiensi biaya, serta integrasi pengalaman antar pengajar (Hachicha et al., 2021; Kurniati and Wisudiawan, 2021; Andreswari and Syahputra, 2023; Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023; Zavaleta-Sanchez et al., 2025). Sementara itu, *serious games* semakin dilirik karena mampu menghadirkan pengalaman belajar yang interaktif dan menyenangkan (Hernández, Duarte and Doderó, 2017). Kedua sistem ini menghasilkan *event logs* yang merekam aktivitas pengguna secara detail mulai dari interaksi siswa dengan materi hingga pola bermain dalam *game*, sehingga berpotensi memberikan gambaran komprehensif mengenai perilaku belajar siswa (Real et al., 2020; He et al., 2025).

Event logs, yang umumnya disimpan dalam basis data atau *file log*, menyediakan jejak aktivitas yang objektif dan kaya informasi (Rochmad Adhim et al., 2018; Rahmawati, Andreswari and Fauzi, 2022; Caballero-Hernández et al., 2024). Dalam konteks pendidikan, data ini dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi gaya belajar, memprediksi

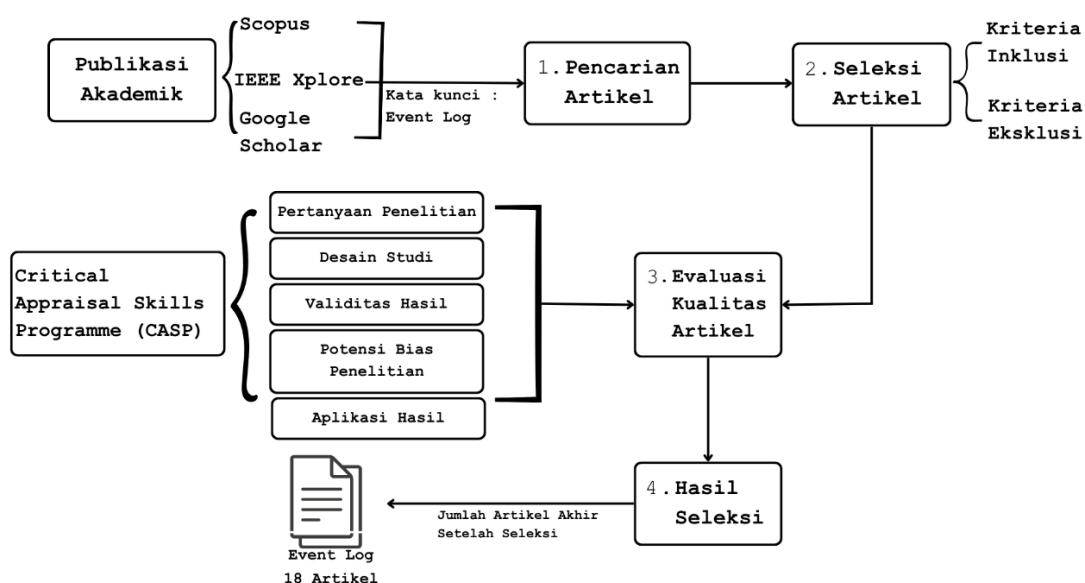
performa akademik, maupun memberikan rekomendasi personalisasi pembelajaran (Andreswari and Syahputra, 2023; Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023). Namun, kualitas *event logs* (misalnya adanya *noise*, duplikasi, atau data hilang) sangat memengaruhi akurasi hasil analisis (Faizan, Zuhairi and Ismail, 2021; Marin-Castro and Tello-Leal, 2021).

Dalam penelitian ini, *event logs* dikelompokkan berdasarkan sumbernya, yaitu pendidikan (misalnya dari *LMS* dan administrasi akademik) dan *game* (dari aktivitas pemain). Kategorisasi ini dimaksudkan agar analisis lebih fokus sesuai tujuan masing-masing domain.

Untuk memanfaatkan data tersebut, *Process Mining* hadir sebagai pendekatan analitik yang mampu menemukan, mengevaluasi, dan meningkatkan proses berdasarkan jejak aktivitas nyata. Dengan menggunakan *event logs*, *process mining* dapat mengungkap pola-pola tersembunyi, melakukan *conformance checking*, serta menghasilkan model proses dengan notasi standar seperti *Petri Net*, *BPMN*, atau *heuristics net* (Hakim, Hasibuan and Andreswari, 2019; Hachicha et al., 2021; Rahmawati, Andreswari and Fauzi, 2022; Wisudiawan and Kurniati, 2022; Feng and Chen, 2024; Napieraj and Pyzik, 2025). Berbagai algoritma telah digunakan, seperti *Alpha Miner*, *Heuristic Miner*, *Inductive Miner*, dan *Fuzzy Miner*, yang masing-masing memiliki keunggulan tertentu misalnya *Heuristic Miner* efektif untuk menangani data dengan *noise* (Hakim, Hasibuan and Andreswari, 2019; Kurniati and Wisudiawan, 2021).

Dalam bidang pendidikan, penerapan *Process Mining* dikenal sebagai *Educational Process Mining (EPM)*, yang bertujuan memahami proses pembelajaran secara mendalam dan memberikan rekomendasi berbasis data (Hachicha et al., 2021). *EPM* membantu menemukan *bottleneck*, memantau kepatuhan proses belajar, serta menyediakan evaluasi adaptif berbasis data *event log*. Meskipun memiliki potensi besar, penerapan *EPM* dalam pembelajaran daring terutama yang melibatkan *LMS* dan *serious games* masih terbatas dan jarang dikaji secara komprehensif. Sebagian besar penelitian lebih fokus pada data pendidikan tradisional atau analisis data umum, sehingga kesenjangan penelitian muncul dalam hal eksplorasi algoritma *process mining* untuk *event logs* dari sistem modern.

Oleh karena itu, tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengeksplorasi dan menganalisis potensi *process mining* dalam konteks pendidikan daring dengan fokus pada data *event logs* yang dihasilkan oleh *LMS* dan *serious games*. Originalitas kajian ini terletak pada analisis komparatif dua domain yang jarang dikaji secara bersamaan tersebut, untuk memahami perilaku pengguna melalui pendekatan *process mining*. Penelitian ini menggunakan metode *Systematic Literature Review (SLR)* dengan kriteria inklusi eksklusif.



Gambar 1. Alur Tinjauan Literatur

Dari 48 artikel awal yang ditemukan, 30 artikel dipertahankan setelah tahap seleksi, dan melalui penilaian kualitas menggunakan *Critical Appraisal Skills Programme (CASP)* diperoleh 18 artikel yang dianalisis lebih lanjut. Hasil kajian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem pembelajaran yang lebih efektif dan berbasis data, sekaligus merekomendasikan strategi untuk meningkatkan kualitas pengalaman belajar siswa melalui pemanfaatan *event logs* secara optimal.

2. MATERIAL DAN METODE PENELITIAN

2.1. METODE PENELITIAN

Tinjauan literatur ini mengikuti pendekatan sistematis yang melibatkan beberapa tahapan utama untuk memastikan proses yang terstruktur dan memberikan eksplorasi mendalam tentang penggunaan data *event logs*, khususnya dalam bidang pendidikan dan domain lainnya melalui pendekatan *process mining*. Alur umum proses tinjauan literatur dapat dilihat pada Gambar 1. Tujuan utama dari tinjauan ini adalah untuk mengidentifikasi pola-pola perilaku yang terekam dalam data *event logs*, mengevaluasi algoritma yang digunakan untuk memproses dan menganalisis data tersebut. Metode penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan: strategi pencarian, seleksi artikel, dan evaluasi kualitas.

A. Strategi Pencarian

Pencarian literatur dilakukan di beberapa basis data elektronik terkemuka, yaitu *Scopus*, *IEEE Xplore*, dan *Google Scholar*. Pencarian ini difokuskan pada artikel-artikel yang berkaitan dengan *event logs* dan *process mining*, menggunakan string pencarian berikut:

- "*event log mining for education*"

- "*event log to data mining*"
- "*event log mining*"
- "*event log process mining in education*"

Batasan waktu pencarian ditetapkan pada artikel yang diterbitkan mulai tahun 2015 hingga saat ini. Pencarian awal menghasilkan 43 artikel yang sesuai dengan topik penelitian

B. Seleksi Artikel

Seleksi artikel dilakukan melalui penerapan kriteria *inklusi* dan *eksklusi* untuk memastikan relevansi dan kualitas literatur.

1. Kriteria *inklusi*:

- Artikel dipublikasikan dalam jurnal, konferensi, atau prosiding yang terindeks.
- Artikel diterbitkan pada rentang 2015–sekarang.
- Artikel yang secara eksplisit membahas pengelolaan data *event logs*.
- Artikel yang memberikan penjelasan tentang algoritma yang digunakan dalam pengolahan *event logs*.

2. Kriteria *eksklusi*:

- Artikel yang tidak relevan dengan *event logs* atau *process mining*.
- Tidak menyertakan hasil eksperimen atau studi empiris.
- Tidak menjelaskan data atau sampel secara jelas.
- Artikel yang memiliki pembahasan yang kabur atau tidak mendalam.
- Artikel yang hanya berfokus pada aspek teoritis tanpa implementasi algoritma.

Setelah penerapan kriteria ini, jumlah artikel berkurang dari 48 menjadi 30 artikel yang memenuhi syarat.

C. Evaluasi Kualitas Artikel

Tahap berikutnya adalah evaluasi kualitas menggunakan instrumen *Critical Appraisal Skills Programme (CASP)*. *CASP* dipilih karena merupakan alat standar untuk menilai validitas, reliabilitas, dan relevansi penelitian dalam tinjauan literatur sistematis (Ding et al., 2025; Sweeney, Burke and Meehan, 2025; Xu et al., 2025).

Evaluasi dilakukan berdasarkan 10 pertanyaan utama *CASP*, yaitu:

1. Apakah terdapat pernyataan tujuan penelitian yang jelas?
2. Apakah metodologi yang digunakan sesuai?
3. Apakah desain penelitian tepat untuk menjawab tujuan penelitian?
4. Apakah strategi rekrutmen sesuai dengan tujuan penelitian?
5. Apakah strategi rekrutmen dipertimbangkan dengan memadai?
6. Apakah hubungan antara peneliti dan partisipan telah dipertimbangkan dengan baik?
7. Apakah isu etika telah diperhatikan?
8. Apakah analisis data dilakukan dengan cukup ketat?
9. Apakah temuan penelitian disajikan secara jelas?
10. Seberapa berharga penelitian tersebut?.

Hasil penilaian dengan *CASP* memungkinkan identifikasi kekuatan dan kelemahan tiap artikel, khususnya terkait kejelasan tujuan penelitian, kesesuaian metode, transparansi analisis, serta potensi bias. Setelah tahap ini, dari 30 artikel yang lolos seleksi awal, hanya 18 artikel yang dinyatakan layak untuk dianalisis lebih lanjut.

2.2. MATERIAL

Penelitian ini menggunakan berbagai dataset *event logs* yang diperoleh dari beragam konteks, termasuk pembelajaran daring (*LMS*), proses administrasi akademik, dan aktivitas permainan edukatif. Dataset yang digunakan mencakup data aktual, yang secara keseluruhan mencerminkan pola perilaku pengguna di berbagai domain, khususnya pendidikan dan game. Data *event logs* ini mencakup ribuan aktivitas dan jejak (*traces*), dengan ukuran dataset bervariasi mulai dari ratusan hingga ratusan ribu catatan *logs*. Sumber data utama berasal dari platform *LMS*, seperti *Moodle* dan *Coursera*, serta dari aktivitas spesifik seperti kuis daring, game, dan pengelolaan administrasi. Sebagai contoh, terdapat dataset yang mencatat 461.511 *event* dari 247 siswa di *LMS Moodle* (Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023), 480 catatan siswa yang

setelah *preprocessing* berkurang menjadi 210 *event* pada dataset *xAPI* (Alqaheri and Panda, 2022) dan 27.872 *logs* aktivitas dari *LMS* mata kuliah *Computer-Assisted Instruction (CAI)* selama 16 minggu yang difilter menjadi 24.589 *event* (Cenka, Baginda A. N.; Santoso, Harry B.; Junus, 2022).

Pada konteks *game*, *event logs* juga diperoleh dari permainan seperti *Hay Day* yang berfokus pada proses pemesanan krim (Rochmad Adhim et al., 2018) dan *ChickenHunt*, yang mencakup 94.452 *event logs* dari jaringan *Ethereum* (Lamghari, 2023). Selain itu, *event logs* dari 5 permainan oleh 5 pemain penguji juga dianalisis untuk mengidentifikasi pola interaksi pemain (Hernández, Duarte and Doderó, 2017). Dataset lainnya juga mencakup data dari berbagai institusi pendidikan, termasuk log aktivitas dari *LMS*, *event logs* dari kuis daring, dan log partisipasi kursus yang memberikan gambaran komprehensif tentang perilaku siswa selama proses pembelajaran (Juhañák, Zounek and Rohlíková, 2019; Anwar, Setiawan and Purnomo, 2023; Melinsye Herliani Ahab et al., 2023). Beberapa dataset menggunakan data nyata yang dikombinasikan dengan data simulasi, seperti pada log aktivitas kursus Dasar Sistem di Universitas Diponegoro yang mencakup pola simulasi untuk memvalidasi algoritma dalam mendeteksi pola *XOR* dan *AND* (Nafasa et al., 2019).

Sebagian besar dataset telah melalui proses *preprocessing* untuk menyaring dan memvalidasi data, menghapus data redundan, atau tidak relevan. Informasi yang diekstrak dari dataset ini digunakan untuk mengevaluasi efektivitas algoritma process mining dalam mengidentifikasi pola perilaku, mendukung eksplorasi pola, serta pengambilan keputusan berbasis data dalam konteks pendidikan dan permainan edukatif.

3. HASIL

Berbagai penelitian yang direview dalam artikel ini menunjukkan bagaimana pendekatan *process mining* digunakan secara luas untuk menganalisis *event logs* di berbagai domain. Pendekatan ini terbukti efektif dalam mengungkap pola perilaku dan proses yang tersembunyi dalam data, memberikan wawasan untuk pengambilan keputusan dan optimalisasi sistem. Untuk memberikan gambaran yang lebih terstruktur, hasil *review* ini dikelompokkan berdasarkan empat aspek utama: data atau sampel yang digunakan, alat yang diterapkan untuk analisis data, algoritma dan proses pengolahan data, serta hasil yang diperoleh dari pengolahan data tersebut.

Dalam berbagai penelitian yang direview, sebagian besar data atau sampel yang digunakan berfokus pada dua kategori utama, yaitu pendidikan dan game. Rincian jenis data atau sampel yang digunakan dalam setiap penelitian dapat dilihat pada Tabel 1.

3.1. Data/Sampel yang digunakan

Tabel 1. Data/Sampel Artikel

No	Kategori	Artikel	Data/Sampel
1		(Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023)	247 siswa <i>LMS Moodle</i> , 461.511 event
2		(Alqaheri and Panda, 2022)	Dataset <i>xAPI</i> : 210 event
3		(Caballero-Hernández et al., 2024)	100 mahasiswa Dataset: 9.402 event log
4		(Cenka, Baginda A. N.; Santoso, Harry B.; Junus, 2022)	52 mahasiswa. 24.589 catatan aktivitas <i>LMS</i>
5		(Juhaňák, Zounek and Rohlíková, 2019)	5 jenis kuis di <i>Moodle</i> 14–311 siswa per kuis
6		(Liu et al., 2022)	620 siswa kursus pemrograman komputer, 45 siswa (pengujian strategi pengajaran berbasis profil kemampuan)
7		(Joudieh et al., 2024)	Data log aktivitas 471 siswa
8	Education	(Fazila Baloch, 2022)	545 event log
9		(Melinsye Herliani Ahab et al., 2023)	Data event log <i>LMS</i> dari SMK Telkom Malang
10		(Bogarín, Cerezo and Romero, 2018)	Data log aktivitas <i>LMS Moodle</i> 101 mahasiswa, 21.629 event log.
11		(Andreswari et al., 2022)	Event log <i>LMS</i> Universitas Telkom Mata kuliah: Data Warehouse & Business Intelligence dan Enterprise Architecture.
12		(Umer et al., 2017)	Log aktivitas 167 siswa dari kursus <i>Principles of Economics</i>
13		(Nafasa et al., 2019)	Event log <i>Moodle</i> dari kursus Dasar Sistem di Universitas Diponegoro
14		(Rahmawati, Andreswari and Fauzi, 2022)	29 kasus dengan total 1449 events
15		(Anwar, Setiawan and Purnomo, 2023)	115.001 event log dari <i>LMS ELING</i> , 69 mahasiswa
16		(Rochmad Adhim et al., 2018)	Event log dari proses pembuatan krim di permainan Hay Day.
17	Games	(Hernández, Duarte and Doderó, 2017)	log event dari 5 permainan
18		(Lamghari, 2023)	487 traces dan 94.452 event log permainan ChickenHunt

Dalam kategori pendidikan, data umumnya berasal dari log aktivitas yang dihasilkan oleh sistem pembelajaran seperti *Learning Management System (LMS)*, terutama *Moodle*. *LMS* digunakan untuk mencatat perilaku siswa dalam berbagai aktivitas pembelajaran, seperti akses ke materi, partisipasi dalam kuis, hingga interaksi dengan video pembelajaran. Misalnya, penelitian (Bogarín, Cerezo and Romero, 2018; Juhaňák, Zounek and Rohlíková, 2019; Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023), menggunakan log dari *LMS Moodle* untuk mengeksplorasi pola pembelajaran siswa dan kinerja akademik. Selain itu, penelitian (Andreswari et al., 2022; Anwar, Setiawan and Purnomo, 2023) menganalisis data log dari *LMS* internal universitas untuk memahami pola aktivitas mahasiswa dalam berbagai mata kuliah, seperti Data Warehouse dan Enterprise Architecture.

Dalam kategori game, data diperoleh dari log aktivitas pemain yang digunakan untuk mengevaluasi performa mereka. Misalnya, penelitian (Rochmad Adhim et al., 2018) menggunakan log dari permainan Hay Day untuk memodelkan proses perilaku pemain, sementara penelitian (Hernández, Duarte and Doderó, 2017; Lamghari, 2023) berfokus pada analisis log dari permainan serius untuk mempelajari pola interaksi pemain dalam konteks edukasi dan hiburan. Selain dua kategori utama tersebut, beberapa penelitian juga menggunakan data dari sumber lain, seperti log aktivitas penerimaan mahasiswa (Fazila Baloch, 2022) atau data dari *Massive Open Online Courses (MOOCs)* (Umer et al., 2017). Penelitian pada kategori ini sering kali menggabungkan data log dengan informasi tambahan, seperti nilai akademik, waktu pengerjaan tugas, dan demografi siswa, untuk menghasilkan analisis yang lebih komprehensif.

Secara keseluruhan, data yang digunakan dalam penelitian-penelitian ini mencakup berbagai jenis aktivitas, mulai dari interaksi mahasiswa di *LMS*, permainan edukasi, hingga aktivitas pembelajaran berbasis daring. Hal ini menunjukkan fleksibilitas *event logs* sebagai sumber data yang kaya untuk mendukung analisis perilaku dan kinerja dalam berbagai konteks pendidikan dan permainan.

3.2. Data/Sampel yang digunakan

Penelitian-penelitian yang direview menunjukkan bahwa alat yang paling umum digunakan untuk analisis data adalah *Disco* dan *ProM* sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2, yang masing-masing memiliki keunggulan dalam penambangan proses (*process mining*). *Disco* digunakan secara luas untuk menggali model proses dari log aktivitas, seperti pada penelitian (Juhaňák, Zounek and Rohlíková, 2019; Cenka, Baginda A. N.; Santoso, Harry B.; Junus, 2022; Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023) di mana alat ini mendukung teknik seperti *Fuzzy Miner* untuk mendapatkan peta proses. *Disco* juga diaplikasikan

untuk menyaring dan mengkategorikan data, seperti dalam penelitian (Hernández, Duarte and Dodero, 2017), yang memanfaatkan fitur filter untuk memvalidasi urutan aktivitas tertentu. *ProM*, sebagai kerangka kerja sumber terbuka, digunakan untuk berbagai teknik process mining, termasuk penemuan model proses (*process discovery*), *conformity checking*, dan *process enhancement*. Contohnya, penelitian (Rochmad Adhim et al., 2018; Alqaheri and Panda, 2022; Caballero-Hernández et al., 2024) menggunakan *ProM* untuk menerapkan algoritma seperti *Visual Miner* dan *Inductive Miner* dalam analisis data pendidikan. *ProM* juga sering dikombinasikan dengan *Disco*, seperti pada (Andreswari et al., 2022), untuk memberikan hasil analisis yang lebih mendalam terhadap log aktivitas pada mata kuliah tertentu.

Tabel 2. Tools yang Digunakan Artikel

No	Artikel	ProM	Disco	Tools Jupyter Note book	Goog le Cola borat ory	Toolkit XGBoo st
1	(Nammakunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023)	✓	✓			
2	(Alqaheri and Panda, 2022)	✓				
3	(Caballero - Hernández et al., 2024)	✓				
4	(Cenka, Baginda A. N.; Santoso, Harry B.; Junus, 2022)		✓			
5	(Juhaňák, Zounek and Rohlíková, 2019)		✓			
6	(Liu et al., 2022)					✓
7	(Joudieh et al., 2024)	✓				
8	(Fazila Baloch, 2022)	✓				
9	(Melinsye Herliani Ahab et al., 2023)	✓	✓			
10	(Bogarín, Cerezo and Romero, 2018)	✓				
11	(Andreswari et al., 2022)	✓	✓			
12	(Umer et al., 2017)	✓				
13	(Nafasa et al., 2019)	✓		✓		
14	(Rahmawati, Andreswari and	✓	✓			

No	Artikel	ProM	Disco	Tools Jupyter Note book	Goog le Cola borat ory	Toolkit XGBoo st
15	Fauzi, 2022) (Anwar, Setiawan and Purnomo, 2023)				✓	
16	(Rochmad Adhim et al., 2018)	✓				
17	(Hernández, Duarte and Dodero, 2017)		✓			
18	(Lamghari, 2023)	✓				

Selain kedua *tools* tersebut, penelitian lainnya memanfaatkan alat yang lebih spesifik sesuai dengan kebutuhan. Misalnya, penelitian (Liu et al., 2022) menggunakan *XGBoost Toolkit* untuk membangun model *Gradient Boosting Decision Tree (GBDT)*, sementara penelitian (Anwar, Setiawan and Purnomo, 2023) mengolah data menggunakan *Google Colaboratory* dengan *library PM4PY* untuk menghasilkan model *Heuristic Miner*. Studi lain juga memanfaatkan *Jupyter Notebook* untuk implementasi algoritma seperti *Alpha Miner* (Nafasa et al., 2019). Secara keseluruhan, kombinasi alat seperti *Disco*, *ProM*, dan platform berbasis *Python* seperti *PM4PY* memungkinkan analisis yang komprehensif terhadap log aktivitas, baik dalam konteks pendidikan maupun game. Pemilihan tools ini juga mencerminkan fleksibilitas penelitian dalam mengadaptasi alat sesuai dengan kebutuhan analisis mereka.

3.3. Algoritma yang digunakan

Berdasarkan Tabel 3, algoritma *Heuristic Miner*, *Inductive Miner*, dan *Fuzzy Miner* merupakan algoritma yang paling sering digunakan dalam berbagai penelitian. *Heuristic Miner* menjadi salah satu yang paling dominan karena kemampuannya dalam menangani *event logs* yang mengandung *noise* atau catatan yang tidak lengkap, serta fokus pada identifikasi perilaku utama dalam proses. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh (Andreswari et al., 2022) memanfaatkan *Heuristic Miner* untuk menganalisis *event logs* dari dua mata kuliah. Proses ini diawali dengan analisis penemuan menggunakan *Disco* untuk mendapatkan gambaran awal model proses, kemudian dilanjutkan dengan penggunaan *ProM* untuk menghasilkan model proses yang lebih mendalam. Penelitian ini juga mengevaluasi model berdasarkan nilai *fitness*, *precision*, *generalization*, dan *simplify* untuk memastikan kualitasnya (Bogarín, Cerezo and Romero, 2018; Rahmawati, Andreswari and Fauzi, 2022). Selain itu, penelitian (Anwar, Setiawan and Purnomo, 2023) menguji pengaruh threshold dalam

penggunaan *Heuristic Miner. Threshold* yang diuji adalah 0.6, 0.7, dan 0.8, di mana hasilnya menunjukkan bahwa semakin tinggi threshold, semakin sederhana model yang dihasilkan karena aktivitas jarang dianggap sebagai noise dan diabaikan.

Tabel 3. Algoritma yang Digunakan Artikel

No	Author	Algoritma
1	(Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023)	Fuzzy Miner
2	(Alqaheri and Panda, 2022)	Visual Miner (IvM) Directly Follows Visual Miner (DFvM).
3	(Caballero-Hernández et al., 2024)	Decision tree, Inductive Miner (IM) dan IMi. Algoritma Dijkstra
4	(Cenka, Baginda A. N.; Santoso, Harry B.; Junus, 2022)	Pearson correlation analysis
5	(Juhaňák, Zounek and Rohlíková, 2019)	Fuzzy Miner
6	(Liu et al., 2022)	Gradient Boosting Decision Tree (GBDT)
7	(Joudieh et al., 2024)	PrefixSpan Frequent Sub-Sequence (FSS) Hierarchical Agglomerative Clustering (HAC), Fuzzy Miner.
8	(Fazila Baloch, 2022)	Heuristic Miner
9	(Melinsye Herliani Ahab et al., 2023)	Heuristic Miner
10	(Bogarín, Cerezo and Romero, 2018)	Inductive Miner. Alpha Miner Heuristic Miner Evolutionary Tree Miner (ETM)
11	(Andreswari et al., 2022)	Heuristic Miner
12	(Umer et al., 2017)	Naive Bayes, RF, LR, dan KNN
13	(Nafasa et al., 2019)	Alpha Miner
14	(Rahmawati, Andreswari and Fauzi, 2022)	Heuristic Miner
15	(Anwar, Setiawan and Purnomo, 2023)	Heuristic Miner (Python PM4PY).
16	(Rochmad Adhim et al., 2018)	Inductive Miner
17	(Hernández, Duarte and Dodero, 2017)	Fuzzy Miner
18	(Lamghari, 2023)	Process discovery Conformance checking

Inductive Miner juga digunakan secara luas, terutama dalam menghasilkan model proses yang berbasis *Petri Net*. Penelitian oleh (Rochmad Adhim et al., 2018) mengeksplorasi berbagai varian *Inductive Miner*, seperti *IMa*, *IMf*, dan *IMfa*, dengan skenario yang berbeda. *IMf* digunakan untuk mendeteksi deviasi atau *bottleneck* dalam jalur proses pembelajaran. Sementara itu, *IMi*, sebuah varian *Inductive Miner* lainnya, memberikan fleksibilitas lebih dalam menangani perilaku jarang di event logs. Penelitian (Caballero-Hernández et al., 2024) menunjukkan bahwa penerapan *IMi* dengan

penyesuaian ambang kebisingan dapat meningkatkan keseimbangan antara presisi dan generalisasi model. Sebagai contoh, ketika model awal dengan *IM* menunjukkan struktur yang terlalu rumit, penerapan *IMi* dalam iterasi berikutnya menghasilkan model yang lebih sederhana dan sesuai untuk analisis lebih lanjut, khususnya dalam mengidentifikasi *bottleneck* dalam proses pembelajaran.

Fuzzy Miner digunakan untuk menggali pola proses yang didasarkan pada frekuensi aktivitas dan hubungan antar aktivitas. Penelitian oleh (Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023) memanfaatkan algoritma ini untuk menganalisis pola perilaku siswa, seperti durasi menonton video tutorial ditonton penuh, dijeda, atau dilanjutkan. Hasil analisis divisualisasikan dalam bentuk grafik dependensi, memberikan wawasan mengenai hubungan antar aktivitas dalam proses pembelajaran siswa. Selain itu, penelitian (Juhaňák, Zounek and Rohlíková, 2019) juga menggunakan *Fuzzy Miner* untuk menghasilkan peta proses yang membantu mengidentifikasi pola-pola umum dalam *event logs*. Selain ketiga algoritma utama tersebut, penelitian juga menunjukkan penggunaan algoritma lainnya seperti *Gradient Boosting Decision Tree (GBDT)* dalam penelitian (Liu et al., 2022) untuk membangun model prediksi kemampuan siswa berdasarkan event logs sebelum dan sesudah kursus. Algoritma *PrefixSpan* dalam penelitian (Joudieh et al., 2024) digunakan untuk mengekstrak pola berurutan dari event logs, yang kemudian dikelompokkan menggunakan *Hierarchical Agglomerative Clustering (HAC)*. Selain itu, algoritma pembelajaran mesin seperti *Naive Bayes*, *Random Forest (RF)*, *Logistic Regression (LR)*, dan *K-Nearest Neighbors (KNN)* diterapkan dalam penelitian (Umer et al., 2017) untuk mengevaluasi kinerja siswa secara mingguan dan memprediksi hasil akhir mereka.

3.4. Hasil Pengolahan data

Hasil pengolahan data menunjukkan bahwa algoritma *process mining* memberikan wawasan mendalam yang didukung oleh metrik kuantitatif seperti *fitness*, *precision*, dan *F1-score*, yang digunakan dalam hampir semua penelitian sebagai dasar validasi model proses. Hal ini diperoleh berdasarkan analisis terhadap hasil pengukuran performa algoritma pada tiap studi, seperti tingkat kesesuaian model terhadap data log (*fitness* > 0,9 pada (Rahmawati, Andreswari and Fauzi, 2022; Melinsye Herliani Ahab et al., 2023), nilai presisi model, serta korelasi statistik antara perilaku pengguna dan hasil pembelajaran (Caballero-Hernández et al., 2024). Dalam penelitian (Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023), ditemukan perbedaan signifikan antara dua kelompok siswa dalam durasi menonton video tutorial serta urutan aktivitas yang

dilakukan. Siswa dengan nilai tinggi menunjukkan perilaku belajar yang konsisten sepanjang semester, sementara siswa dengan nilai lebih rendah cenderung hanya aktif pada awal dan akhir semester. Perbedaan ini divisualisasikan melalui model hasil *process discovery* dan diverifikasi menggunakan metrik evaluasi proses, seperti tingkat kemunculan aktivitas serta deviasi terhadap alur ideal. Visualisasi pola perilaku ini membantu para ahli memahami dinamika pembelajaran secara mendalam.

Tabel 4. Hasil Ringkasan Artikel

No	Artikel	Hasil
1	(Nammakhunt, Porouhan and Premchaiswadi, 2023)	Kelompok nilai ≥ 70 memiliki pola belajar konsisten sepanjang semester; kelompok nilai < 70 lebih tidak terstruktur
2	(Alqaheri and Panda, 2022)	<i>DFvM</i> menghasilkan model dengan akurasi 100% (<i>presisi</i> , <i>recall</i> , <i>F1</i>), sementara <i>IvM</i> hanya mencapai <i>recall</i> 98,6%.
3	(Caballero-Hernández et al., 2024)	- <i>Decision tree</i> mengelompokkan siswa menjadi dua profil: <i>MSS</i> (paling sukses) dan <i>LSS</i> (paling tidak sukses). - Kesamaan dan perbedaan perilaku antara <i>MSS</i> dan <i>LSS</i> diidentifikasi melalui model <i>discovery</i> dan <i>conformance checking</i> . - <i>Fitness</i> siswa menunjukkan korelasi positif (<i>Pearson</i> 0,75) dengan hasil dalam permainan.
4	(Cenka, Baginda A. N.; Santoso, Harry B.; Junus, 2022)	- Siswa berprestasi tinggi (klaster 1) memiliki model proses yang lebih kompleks dibandingkan klaster lainnya. - Hubungan positif antara instruksi pengajaran dan perilaku siswa aktif ditemukan pada klaster 1 dan 2, dengan korelasi masing-masing 0,746 dan 0,647. - Klaster 3 memiliki korelasi yang lemah (0,203).
5	(Juhaňák, Zounek and Rohlíková, 2019)	- Perilaku Standar 76%, - Perilaku Non-Standar: Feedback misuse (1,23%), Study materials misuse (20,03%), Multitasking behavior (0,23%).
6	(Liu et al., 2022)	- Model <i>pre-</i> dan <i>post-problem-solving ability</i> memiliki <i>precision</i> $> 90\%$. - Strategi pengajaran berbasis profil meningkatkan kemampuan siswa sebesar 23%.
7	(Joudieh et al., 2024)	<i>Log</i> dikelompokkan menjadi 3 kluster: belajar rutin, proyek aplikasi, dan fokus pada tes/kuis
8	(Fazila Baloch, 2022)	<i>Bottleneck</i> teridentifikasi pada aktivitas "unggah dokumen" dan "lupa kata sandi".
9	(Melinsye Herliani Ahab et al., 2023)	- Model proses dengan nilai <i>fitness</i> rata-rata 0,970. - Pola perilaku siswa menunjukkan aktivitas tertinggi pada kuis Bahasa Inggris (150) dan tugas Kimia (132).
10	(Bogarín, Cerezo and Romero, 2018)	- <i>Inductive Miner</i> menghasilkan nilai <i>fitness</i> tertinggi dibandingkan algoritma lain. - Model <i>IM</i> lebih sederhana

No	Artikel	Hasil
11	(Andreswari et al., 2022)	(tidak seperti <i>spaghetti models</i>). - <i>CLO</i> pada mata kuliah <i>Enterprise Architecture</i> semua lulus, dengan realisasi kelulusan <i>CLO6</i> tertinggi (96,52%). - <i>CLO3</i> pada <i>Data Warehouse & Business Intelligence</i> gagal, dengan nilai rata-rata 57 karena tingkat <i>Bloom C6 Creation</i> yang sulit.
12	(Umer et al., 2017)	- <i>Naive Bayes</i> mencetak skor <i>F1</i> maksimum 0,89 setelah minggu ke-2. - <i>RF</i> memiliki skor <i>F1</i> tertinggi 0,86 setelah minggu ke-8. - <i>Naive Bayes</i> mencetak akurasi maksimum 0,89 setelah minggu ke-8.
13	(Nafasa et al., 2019)	Algoritma <i>Alpha Miner</i> kurang efisien dalam menangani <i>short loops</i> .
14	(Rahmawati, Andreswari and Fauzi, 2022)	- Nilai <i>fitness</i> (0,98) menunjukkan model sesuai dengan <i>event log</i> . - Nilai <i>precision</i> rendah (0,29) mengindikasikan model <i>underfitting</i> .
15	(Anwar, Setiawan and Purnomo, 2023)	- Pada <i>threshold</i> 0,6, semua topik muncul dalam model proses. - Pada <i>threshold</i> 0,8, <i>event log</i> yang muncul berkurang, mengidentifikasi interaksi <i>infrequent</i> . - Gaya mengajar Dosen S lebih menekankan akses bertahap sesuai RPS dibandingkan Dosen N dan Dosen NY.
16	(Rochmad Adhim et al., 2018)	- Nilai <i>fitness</i> tertinggi 1 diperoleh dengan konfigurasi <i>noise threshold</i> 0 menggunakan varian <i>Infrequent MF (IMF)</i> . - Model proses divisualisasikan dalam bentuk <i>Petri Net</i> . - Konfigurasi <i>noise threshold</i> $\geq 0,3$ memberikan model yang stabil dan sederhana.
17	(Hernández, Duarte and Doderó, 2017)	dikategorikan ke dalam profil penilaian seperti " <i>Expert Player</i> ," " <i>Good Player</i> ," dan " <i>Standard Player</i> "
18	(Lamghari, 2023)	- 389 kasus sesuai dengan model proses. - Perilaku paling umum adalah "Join ChickenHunt," menyumbang 14,97% dari total perilaku. - Waktu tunggu terlama diidentifikasi sebagai hambatan utama melalui <i>performance analysis</i> .

Penggunaan algoritma *Inductive Miner (IM)* menghasilkan skor *fitness* tertinggi (0,87–0,96) dalam berbagai studi (Bogarín, Cerezo and Romero, 2018), yang menunjukkan bahwa model proses yang dibangun memiliki kesesuaian tinggi terhadap *event log* yang dianalisis. Selain itu, *IM* mampu membangun model berbasis *Petri Net* yang tidak hanya mudah diinterpretasikan tetapi juga tervalidasi melalui uji *conformance checking* untuk memastikan kesesuaian struktur model dengan perilaku aktual

dalam data log. Penelitian oleh (Rochmad Adhim et al., 2018) juga mendukung temuan tersebut, di mana varian *IMF* mencapai nilai *fitness* sempurna (1,00) pada konfigurasi *noise threshold* tertentu, sehingga membuktikan keandalan *IM* dalam menghasilkan model proses yang akurat dan konsisten dengan data empiris.

Selain itu, algoritma *Heuristic Miner* memberikan hasil yang signifikan dalam memodelkan *event logs*, terutama dalam kasus seperti proses persiapan kuliah. *HM* memiliki keunggulan dalam menangani data yang mengandung *noise*, yaitu aktivitas yang jarang muncul, tercatat ganda, atau tidak sesuai urutan proses seharusnya. Sebagai contoh, aktivitas login ganda dalam waktu singkat, akses modul yang dibatalkan, atau urutan pengerjaan kuis yang terlewati dianggap sebagai *noise* karena dapat mengaburkan struktur model. Dalam penelitian (Anwar, Setiawan and Purnomo, 2023), nilai *threshold* pada *HM* digunakan untuk mengendalikan toleransi terhadap *noise*, semakin tinggi *threshold*, semakin banyak aktivitas jarang yang diabaikan, menghasilkan model proses yang lebih sederhana dan stabil. Validasi terhadap hasil *HM* dilakukan melalui kombinasi metrik kuantitatif (*fitness*, *precision*, *simplicity*) dan visualisasi model untuk memastikan bahwa proses yang dihasilkan tetap merepresentasikan aktivitas aktual tanpa kehilangan informasi penting.

Dalam konteks pembelajaran berbasis game, penelitian (Caballero-Hernández et al., 2024) menunjukkan bahwa hasil model proses tervalidasi secara statistik melalui korelasi positif antara nilai *fitness* dan performa siswa ($r = 0,75$). Model tersebut berhasil mengidentifikasi perbedaan perilaku antara kelompok *Most Successful Students (MSS)* dan *Least Successful Students (LSS)* melalui tahapan *process discovery* dan *conformance checking*.

Pendekatan *machine learning* juga berkontribusi signifikan terhadap pembuktian hasil analisis. Penelitian (Liu et al., 2022) menunjukkan bahwa model *XGBoost* yang digunakan untuk menilai kemampuan pemrograman siswa mencapai *presisi* 93,2% dan *F1-score* 90,8%, sedangkan penelitian (Umer et al., 2017) menunjukkan bahwa penggunaan fitur *process mining* dalam model prediksi meningkatkan skor *F1* hingga 0,87, dengan metode *Naive Bayes* mencatatkan akurasi tertinggi sebesar 0,89 setelah minggu kedelapan. Nilai-nilai metrik ini memperkuat validitas bahwa algoritma *process mining* tidak hanya menggambarkan alur proses, tetapi juga mampu menghasilkan model yang teruji secara empiris dan dapat digunakan untuk prediksi kinerja.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menegaskan peran penting algoritma *process mining*, pengelompokan, dan *tools*

dalam menganalisis *event log* untuk berbagai tujuan, khususnya di bidang pendidikan dan *game*. *Inductive Miner (IM)*, *Heuristic Miner (HM)*, dan *Fuzzy Miner (FM)* terbukti unggul dalam aspek-aspek tertentu. *IM* menghasilkan model proses yang stabil dengan *fitness* dan generalisasi tinggi, *HM* fleksibel dalam menangani *event logs* dengan *noise*, meskipun *precision*-nya memerlukan perbaikan, sementara *FM* efektif dalam menggali pola proses berbasis frekuensi aktivitas dengan visualisasi yang intuitif.

Pengelompokan (*clustering*) juga memainkan peran penting dalam penelitian ini. Metode seperti *Hierarchical Agglomerative Clustering (HAC)* digunakan untuk mengidentifikasi sub-log berdasarkan pola perilaku siswa, seperti mahasiswa paling sukses dan kurang sukses, serta pengelompokan berbasis aktivitas pembelajaran rutin versus pembelajaran berbasis proyek. Pendekatan ini memungkinkan pemahaman yang lebih terperinci tentang variasi pola perilaku antar kelompok.

Di sisi lain, *tools* seperti *Disco*, *ProM*, dan *XGBoost* menjadi komponen integral dalam mengolah data dan menghasilkan model yang relevan. *Disco* memfasilitasi eksplorasi awal model proses dengan visualisasi yang mudah dipahami, sementara *ProM* mendukung analisis lebih mendalam untuk mengevaluasi model menggunakan metrik seperti *fitness*, *precision*, *generalization*, dan *simplicity*. Selain itu, integrasi dengan pembelajaran mesin melalui *toolkit* seperti *XGBoost* telah meningkatkan akurasi prediksi dan klasifikasi, terutama dalam menilai kemampuan siswa dan hasil pembelajaran.

Namun, penelitian ini juga mengidentifikasi beberapa tantangan, termasuk rendahnya *precision* pada model proses yang dihasilkan dan kompleksitas visualisasi pada beberapa algoritma. Oleh karena itu, pengembangan algoritma yang lebih adaptif dan integrasi hybrid antara *process mining* dan teknik pembelajaran mesin perlu dijelajahi lebih lanjut.

DAFTAR PUSTAKA

- ALQAHARI, H. AND PANDA, M., 2022. An Education Process Mining Framework: Unveiling Meaningful Information for Understanding Students' Learning Behavior and Improving Teaching Quality. *Information (Switzerland)*, 13(1). <https://doi.org/10.3390/info13010029>.
- ANDRESWARI, R., FAUZI, R., VALENSIA, L. AND CHANIFAH, S., 2022. Conformance Analysis of Student Activities to Evaluate Implementation of Outcome-Based Education in Early of Pandemic using Process Mining. *SHS Web of Conferences*, 139, p.03018. <https://doi.org/10.1051/shsconf/202213903018>.
- ANDRESWARI, R. AND SYAHPUTRA, I., 2023. Fairness Analysis in the Assessment of

- Several Online Parallel Classes using Process Mining. *Iraqi Journal for Electrical and Electronic Engineering*, 19(2), pp.25–34. <https://doi.org/10.37917/ijeee.19.2.4>.
- ANWAR, N.D., SETIAWAN, N.Y. AND PURNOMO, W., 2023. Analisis Interaksi Aktivitas Pembelajaran Daring Berdasarkan Data Log Aktivitas pada Learning Management System (LMS) Menggunakan Educational Process Mining. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(7), pp.1485–1492. <https://doi.org/10.25126/jtiik.1077987>.
- BOGARÍN, A., CEREZO, R. AND ROMERO, C., 2018. Discovering learning processes using inductive miner: A case study with learning management systems (LMSs). *Psicothema*, 30(3), pp.322–329. <https://doi.org/10.7334/psicothema2018.116>.
- CABALLERO-HERNÁNDEZ, J.A., PALOMO-DUARTE, M., DODERO, J.M. AND GAŠEVIC, D., 2024. Supporting Skill Assessment in Learning Experiences Based on Serious Games Through Process Mining Techniques. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 8(6), pp.146–159. <https://doi.org/10.9781/ijimai.2023.05.002>.
- CENKA, BAGINDA A. N.; SANTOSO, HARRY B.; JUNUS, K., 2022. Analysing student behaviour in a learning management system using a process mining approach. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, [online] 15(41), pp.62–80. Available at: <<https://doi.org/10.1186/s41239-018-0123-0>>.
- DING, K., MA, Y., ZHANG, L., GU, Y., PAN, H., GU, Z.E. AND ZHANG, H., 2025. Patient-centered insights into virtual reality rehabilitation for stroke: a systematic review and qualitative meta-synthesis. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 22(1), p.124. <https://doi.org/10.1186/s12984-025-01641-9>.
- FAIZAN, M., ZUHAIRI, M.F. AND ISMAIL, S., 2021. Process discovery enhancement with trace clustering and profiling. *Annals of Emerging Technologies in Computing*, 5(4), pp.1–13. <https://doi.org/10.33166/AETIC.2021.04.001>.
- FAZILA BALOCH, S.B. AND A.D., 2022. Application of Process Mining in Insurance: a Case Study. 2(3), pp.141–150.
- FENG, G. AND CHEN, H., 2024. Educational process mining: A study using a public educational data set from a machine learning repository. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13130-y>.
- HACHICHA, W., GHORBEL, L., CHAMPAGNAT, R., ZAYANI, C.A. AND AMOUS, I., 2021. Using process mining for learning resource recommendation: A Moodle case study. *Procedia Computer Science*, [online] 192, pp.853–862. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.08.088>.
- HAKIM, A.R., HASIBUAN, M.A. AND ANDRESWARI, R., 2019. E-learning process analysis to determining student learning patterns using process mining approach. *Journal of Physics: Conference Series*, 1193(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1193/1/012020>.
- HE, S., BULUT, O., CUI, Y. AND WONGVORACHAN, T., 2025. Uncovering Dimensions of Learning Management System Event Logs: Insights from Exploratory Factor Analysis, Psychometric Network Analysis, and Consensus Hierarchical Clustering. *Chinese/English Journal of Educational Measurement and Evaluation*, 6(1). <https://doi.org/10.59863/fzrn7818>.
- HERNÁNDEZ, J.A.C., DUARTE, M.P. AND DODERO, J.M., 2017. An architecture for skill assessment in serious games based on Event Sequence Analysis. *ACM International Conference Proceeding Series*, Part F1322(October). <https://doi.org/10.1145/3144826.3145400>.
- JOUDIEH, N., TRABELSI, M., CHAMPAGNAT, R., RABAH, M. AND ETEOKLEOUS, N., 2024. Using Trace Clustering to Group Learning Scenarios: An Adaptation of FSS-Encoding to Moodle Logs Use Case. *International Conference on Computer Supported Education, CSEDU - Proceedings*, 2(Csedu), pp.247–254. <https://doi.org/10.5220/0012636400003693>.
- JUHAŇÁK, L., ZOUNEK, J. AND ROHLÍKOVÁ, L., 2019. Using process mining to analyze students' quiz-taking behavior patterns in a learning management system. *Computers in Human Behavior*, 92, pp.496–506. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.12.015>.
- KURNIATI, A.P. AND WISUDIAWAN, G.A.A., 2021. Analisis Kesiapan Penerapan Process Mining pada Sistem Manajemen Pembelajaran Universitas Telkom. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 8(6), p.1227. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2021863875>.
- LAMGHARI, Z., 2023. Towards the process mining applicability in the chickenhunt blockchain game. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 13(1), pp.1143–1152. <https://doi.org/10.12785/ijcds/130192>.
- LIU, F., ZHAO, L., ZHAO, J., DAI, Q., FAN, C. AND SHEN, J., 2022. Educational Process Mining for Discovering Students' Problem-

- Solving Ability in Computer Programming Education. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 15(6), pp.709–719. <https://doi.org/10.1109/TLT.2022.3216276>.
- Marin-Castro, H.M. and Tello-Leal, E., 2021. Event log preprocessing for process mining: A review. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(22), pp.1–29. <https://doi.org/10.3390/app112210556>.
- MELINSYE HERLIANI AHAB, DEDED WITARSYAH, RACHMADITA ANDRESWARI, JOSÉ MANUEL FERREIRA MACHADO AND HAIRULNIZAM MAHDIN, 2023. Analysis and Application of The Mining Process to Identify Student Learning Behaviour On The Use of E-Learning After The Covid-19 Pandemic. *Asia Pacific Journal of Information System and Digital Transformation*, 1(01), pp.1–9. <https://doi.org/10.61973/apjisdt.v101.1>.
- NAFASA, P., WASPADA, I., BAHTIAR, N. AND WIBOWO, A., 2019. Implementation of Alpha Miner Algorithm in Process Mining Application Development for Online Learning Activities Based on MOODLE Event Log Data. *ICICOS 2019 - 3rd International Conference on Informatics and Computational Sciences: Accelerating Informatics and Computational Research for Smarter Society in The Era of Industry 4.0, Proceedings*, (October 2019). <https://doi.org/10.1109/ICICoS48119.2019.8982384>.
- NAMMAKHUNT, A., POROUHAN, P. AND PREMCHAI SWADI, W., 2023. Creating and Collecting e-Learning Event Logs to Analyze Learning Behavior of Students through Process Mining. *International Journal of Information and Education Technology*, 13(2), pp.211–222. <https://doi.org/10.18178/ijiet.2023.13.2.1798>.
- NAPIERAJ, A. AND PYZIK, N., 2025. Analysis of a Logistics Process Based on the Event Log. *Applied Sciences (Switzerland)*, 15(16). <https://doi.org/10.3390/app15168968>.
- RAHMAWATI, R., ANDRESWARI, R. AND FAUZI, R., 2022. Analysis and Exploratory of Lecture Preparation Process to Improve the Conformance using Process Mining. *2022 IEEE 12th Annual Computing and Communication Workshop and Conference, CCWC 2022*, (January), pp.461–466. <https://doi.org/10.1109/CCWC54503.2022.9720762>.
- REAL, E.M.H., PINHEIRO PIMENTEL, E., DE OLIVEIRA, L.V., CRISTINA BRAGA, J. AND STIUBIENER, I., 2020. Educational Process Mining for Verifying Student Learning Paths in an Introductory Programming Course. *Proceedings - Frontiers in Education Conference, FIE*, 2020-Octob. <https://doi.org/10.1109/FIE44824.2020.9274125>.
- ROCHMAD ADHIM, MUHAMMAD AUFA SHIDDIQ, FAHRUL FANANI GHIZBUNAZA AND MUHAMMAD AINUL YAQIN, 2018. Process Discovery pada Event Log Permainan Hay Day menggunakan Algoritma Inductive Miner. *Seminar Nasional Inovasi dan Aplikasi Teknologi di Industri 2019*, (February), p.8.
- SWEENEY, A., BURKE, J. AND MEEHAN, T., 2025. The impact of mindful pedagogy on creativity in higher education students, a systematic review. *International Journal of Educational Research Open*, [online] 9(April), p.100504. <https://doi.org/10.1016/j.ijedro.2025.100504>.
- UMER, R., SUSNJAK, T., MATHRANI, A. AND SURIADI, S., 2017. On predicting academic performance with process mining in learning analytics. *Journal of Research in Innovative Teaching & Learning*, 10(2), pp.160–176. <https://doi.org/10.1108/jrit-09-2017-0022>.
- WISUDIAWAN, G.A.A. AND KURNIATI, A.P., 2022. Process Mining on Learning Activities in a Learning Management System. *International Conference on Advanced Communication Technology, ICACT*, 2022-Febru, pp.476–482. <https://doi.org/10.23919/ICACT53585.2022.9728903>.
- XU, D., LIU, F., DING, X., MA, J., SUO, Y., PENG, Y.Y., LI, J. AND FU, X., 2025. Exploring ICU nurses' response to alarm management and strategies for alleviating alarm fatigue: a meta-synthesis and systematic review. *BMC Nursing*, 24(1). <https://doi.org/10.1186/s12912-025-03084-y>.
- ZAVALETA-SANCHEZ, M.Y., BENITEZ-GUERRERO, E., MOLERO-CASTILLO, G.G., MEZURA-GODOY, C. AND MONTANE-JIMENEZ, L.G., 2025. A Framework for Dynamic User Modeling Integrating Data Stream Mining and Process Mining in Educational Contexts. *IEEE Access*, PP, p.1. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3611957>.

Halaman ini sengaja dikosongkan