



# DESAIN PEMBELAJARAN ADAPTIF BERBASIS PERSONALISASI KOGNITIF UNTUK MENDORONG PENDEKATAN DEEP LEARNING

## ADAPTIVE LEARNING DESIGN BASED ON COGNITIVE PERSONALIZATION TO ENCOURAGE DEEP LEARNING APPROACHES

Ibnu Rizqil Maula<sup>1\*</sup>, Tri Astuti<sup>2</sup>,

<sup>1,2</sup> Fakultas Ilmu Pendidikan dan Psikologi, Universitas Negeri Semarang, Indonesia

### OPEN ACCESS

ISSN 2548 2254 (online)  
ISSN 2089 3833 (print)

Edited by:  
Delora Jantung Amalia

Reviewed by:  
Baiq Niswatul Khair  
Panut Setiono

\*Correspondence:  
Ibnu Rizqil Maula

[ibnumaula16@students.unnes.ac.id](mailto:ibnumaula16@students.unnes.ac.id)

Received: 06 April 2026

Accepted: 11 April 2026

Published: 22 April 2026

Citation: Ibnu Rizqil Maula, Tri Astuti, (2026) DESAIN PEMBELAJARAN ADAPTIF BERBASIS PERSONALISASI KOGNITIF UNTUK MENDORONG PENDEKATAN DEEP LEARNING

Pedagogia: Jurnal Pendidikan. 15:2. doi: 10.21070/pedagogia.v15i2.2232

**General Background:** The global educational shift requires movement from surface learning toward complex problem-solving supported by intelligent systems. **Specific Background:** Adaptive learning grounded in Cognitive Load Theory is increasingly deployed to address diverse working memory capacities through data-driven adjustment. **Knowledge Gap:** Current implementations remain dominated by behavioral personalization while overlooking internal cognitive dynamics during learning processes. **Aims:** This study synthesizes empirical evidence to examine mechanisms of cognitive personalization, evaluate its contribution to deep learning indicators, and identify pedagogical constraints through a Systematic Literature Review. **Results:** Analysis of 13 studies reveals that adaptive systems operate as cognitive architects by dynamically reducing extraneous cognitive load, fostering higher-order thinking skills, improving retention, and stabilizing learning emotions. However, challenges arise from dual-task interface complexity, limited teacher data literacy, infrastructure constraints, and ethical concerns regarding data privacy and algorithmic bias. **Novelty:** The study advances a Human-in-the-Loop framework integrating AI with fading strategies to prevent analytical dependency while maintaining learner autonomy. **Implications:** The findings extend Cognitive Load Theory through dynamic load management and highlight the necessity of reconstructing teacher competencies toward AI-Pedagogical Content Knowledge while encouraging future validation across diverse learner contexts.

### Highlights

- Dynamic load reduction mechanisms support sustained conceptual understanding and retention
- Intelligent scaffolding increases higher-order reasoning but requires gradual assistance withdrawal
- Implementation barriers relate to interface complexity, educator readiness, and system accessibility

**Keywords:** Adaptive Learning; Cognitive Personalization; Deep Learning; Cognitive Load; HOTS.

## PENDAHULUAN

Perubahan lanskap pendidikan global di era Revolusi Industri 4.0 dan *society 5.0* telah mendisrupsi cara manusia berinteraksi dengan informasi. Saat ini, mesin pencari dapat menyajikan data dalam hitungan detik, sehingga pendidikan yang hanya berfokus pada transfer pengetahuan statis tidak lagi relevan (Hutabarat et al., 2023). Sayangnya, banyak ruang kelas masih didominasi oleh pendekatan belajar dangkal (*surface learning*). Peserta didik cenderung menghafal fakta secara terpisah hanya demi memenuhi standar kelulusan (Warnia et al., 2026). Kegagalan metode hafalan ini terlihat jelas dari anjloknya skor PISA siswa Indonesia tahun 2022 pada domain literasi membaca, matematika, dan sains (OECD, 2023). Hal ini sejalan dengan teori belajar bermakna dari David Ausubel. Teori tersebut menegaskan bahwa pengetahuan hasil hafalan sangat rapuh dan mudah hilang karena tidak terhubung dengan struktur kognitif awal siswa (Imron, 2025).

Untuk membekali siswa dengan kompetensi masa depan, kebiasaan belajar mekanistik ini harus diubah menuju pendekatan belajar mendalam (*deep learning approach*) (Saputra et al., 2025). Pendekatan ini menuntut siswa untuk berpikir lebih kompleks, tidak sekadar mengingat fakta. Sebuah ekosistem *deep learning* yang ideal ditopang oleh tiga pilar utama: *meaningful* (bermakna), *mindful* (penuh kesadaran), dan *joyful* (menyenangkan) (Andayanie et al., 2025). Namun, praktik di lapangan menunjukkan hambatan yang besar. Kendala utamanya adalah keberagaman profil kognitif siswa di dalam satu kelas. Model pengajaran penyeragaman atau "satu ukuran untuk semua" (*one-size-fits-all*) dipastikan memicu ketidaksesuaian kognitif (Ansari & Qamari, 2025). Di sisi lain, memaksa guru untuk menyusun penyesuaian materi secara manual bagi puluhan siswa secara bersamaan adalah sebuah kemustahilan administratif.

Akar dari masalah ini dapat dijelaskan melalui Teori Beban Kognitif (*Cognitive Load Theory*) gagasan John Sweller (Sweller, 2020). Teori ini mempostulatkan bahwa kapasitas memori kerja manusia sangatlah terbatas saat memproses informasi baru. Ketika siswa menghadapi materi yang terlalu sulit atau desain yang membingungkan, beban kognitif sia-sia (*extraneous load*) mereka akan melonjak tajam memicu *cognitive overload*. Dalam kondisi ekstrem inilah pilar *joyful* dan *mindful* runtuh, serta pembelajaran bermakna gagal terjadi (Khotimah et al., 2025).

Sebagai solusi, sistem pembelajaran adaptif (*adaptive learning systems*) hadir untuk menyesuaikan penyajian materi secara dinamis layaknya tutor pribadi. Namun, evaluasi terhadap literatur terkini mengungkap sebuah celah kritis. Mayoritas sistem adaptif masih terjebak pada "personalisasi perilaku" (*behavioral personalization*), seperti hanya mengatur jadwal belajar atau melambatkan video (Halkiopoulos & Gkintoni, 2024). Pendekatan ini dikritik tajam karena memperlakukan otak manusia layaknya "kotak hitam" dan gagal merespons batas kapasitas memori kerja siswa yang sesungguhnya.

Berangkat dari kesenjangan tersebut, penelitian ini hadir untuk menggeser paradigma pengembangan teknologi pendidikan: dari sekadar personalisasi perilaku menuju personalisasi kognitif. Melalui metode *Systematic Literature Review* (SLR), penelitian ini bertujuan untuk membongkar mekanisme internal dari algoritma sistem pembelajaran adaptif terkini. Secara spesifik, penelitian ini berfokus pada tiga rumusan masalah utama:

1. Bagaimana mekanisme desain pembelajaran adaptif yang dikembangkan dalam literatur terkini untuk mengakomodasi kebutuhan personalisasi kognitif peserta didik?
2. Bagaimana dampak penerapan desain pembelajaran adaptif tersebut terhadap peningkatan indikator *deep learning approach*?
3. Apa saja tantangan pedagogis yang dihadapi pendidik dalam mengimplementasikan sistem tersebut di ekosistem kelas?

Sintesis konseptual dari tinjauan ini diharapkan mampu memberikan kerangka panduan desain yang komprehensif bagi pengembang teknologi pendidikan dan pendidik. Upaya ini sangat relevan dan sejalan dengan ruang lingkup kajian inovasi teknologi pendidikan dan desain pembelajaran kontemporer. Melalui integrasi kecerdasan buatan yang tepat sasaran, penelitian ini berkontribusi dalam merumuskan ekosistem pembelajaran yang tidak hanya canggih secara teknis, tetapi juga berpusat pada pemikiran tingkat tinggi secara empatik.

## METODE

### Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain *Systematic Literature Review* (SLR) yang dieksekusi berdasarkan protokol standar *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) (Page et al., 2021). Pemilihan desain ini didasarkan pada kebutuhan untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan mensintesis secara kritis seluruh temuan empiris yang relevan terkait mekanisme personalisasi kognitif dalam desain pembelajaran adaptif. Melalui panduan PRISMA, proses ekstraksi literatur dilakukan secara transparan, replikabel, dan terhindar dari bias seleksi, sehingga validitas temuan yang dihasilkan dapat dipertanggungjawabkan secara akademis (Xiao & Watson, 2019).

### Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui penelusuran literatur komprehensif pada tiga basis data akademik utama: Scopus (diekstraksi melalui perangkat lunak Publish or Perish), ScienceDirect, dan Google Scholar. Penelusuran dieksekusi secara sistematis menggunakan kombinasi kata kunci dan operator boolean (*search string*) ganda dalam dua bahasa untuk memastikan spesifisitas dan cakupan hasil yang maksimal. Kata kunci pencarian yang digunakan adalah:

- “Adaptive Learning”
- “Personalized Learning”
- “Cognitive Load”
- “Cognitive Personalization”
- “Deep Learning Approach”
- “Higher-Order Thinking”

[Table 1 about here]

Proses seleksi literatur didokumentasikan secara ketat mengikuti alur diagram PRISMA yang terdiri dari empat fase utama. Pada fase Identifikasi, penelusuran awal dengan kedua search string tersebut menghasilkan total 509 literatur dari ketiga basis data. Selanjutnya, pada fase penyaringan (*screening*), sistem melakukan eliminasi terhadap duplikasi data serta format publikasi non-primer (seperti buku, book chapter, dan tinjauan pustaka sebelumnya). Memasuki fase kelayakan (*eligibility*), teks penuh (*full-text*) dari artikel yang tersisa dievaluasi secara manual menggunakan parameter inklusi dan eksklusi berbasis kerangka PICOS (*Population, Intervention, Comparison, Outcome, Study Design*) (Methley et al., 2014).

Kriteria inklusi yang ditetapkan secara ketat meliputi:

- *Population*: Peserta didik pada jenjang pendidikan formal;
- *Intervention*: Arsitektur sistem pembelajaran adaptif yang diintegrasikan dengan teknologi komputasi untuk manajemen beban kognitif;
- *Comparison*: Lingkungan belajar tradisional atau kelompok kontrol non-adaptif;
- *Outcome*: Peningkatan capaian pendekatan deep learning (HOTS) dan penurunan indikator beban kognitif; dan
- *Study Design*: Artikel penelitian empiris primer yang diterbitkan dalam rentang waktu terkini (2021-2026).

[Table 2 about here]

Melalui seluruh alur seleksi PRISMA tersebut, proses ini berhasil mengisolasi 13 literatur primer (*included studies*) yang memenuhi seluruh validitas metodologis untuk diekstraksi ke dalam sintesis akhir. Untuk meminimalisasi potensi bias seleksi yang bersifat subjektif dan memvalidasi keandalan data, penyaringan literatur dilakukan secara murni berlandaskan kriteria inklusi operasional tanpa adanya preferensi terhadap afiliasi penulis maupun wilayah geografis tertentu. Selanjutnya, proses validasi kelayakan artikel dieksekusi melalui evaluasi silang (*cross-checking*) terhadap desain metodologi masing-masing literatur. Artikel yang tidak menyajikan desain eksperimental atau kuasi-eksperimental yang transparan, serta penelitian yang murni hanya mengukur tingkat kepuasan pengguna (*user satisfaction*) tanpa bukti empiris pengujian neuropsikologis/kognitif, secara tegas

Pedagogia: Jurnal Pendidikan / pedagogia.umsida.ac.id /

dieksklusi dari sintesis akhir guna menjamin ketahanan validitas penelitian ini.

### Teknik Analisis Data

Data dari 13 literatur utama yang telah terpilih dianalisis menggunakan teknik sintesis tematik dan analisis naratif. Artinya, penelitian ini tidak sekadar menghitung gabungan angka statistik (meta-analisis), tetapi berfokus pada upaya menerjemahkan bahasa teknis komputer (algoritma AI) menjadi bahasa pendidikan.

Proses analisis data ini dilakukan melalui tiga tahapan utama yang sejalan dengan rumusan masalah, yaitu:

- (1) memetakan jenis arsitektur AI apa saja yang digunakan untuk merancang pembelajaran adaptif;
- (2) menilai bukti empiris mengenai seberapa besar keberhasilan teknologi tersebut dalam menurunkan beban kognitif dan meningkatkan kemampuan *deep learning* siswa; dan
- (3) mengidentifikasi kelemahan serta tantangan pedagogis saat sistem tersebut diterapkan di lapangan.

Seluruh temuan dari ketiga tahapan tersebut kemudian dirangkum ke dalam sebuah tabel matriks, lalu dibahas secara mendalam dan kritis menggunakan sudut pandang teori beban kognitif dan prinsip-prinsip desain pembelajaran.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil

[Figure 1 about here]

#### RQ 1: Mekanisme Desain Pembelajaran Adaptif untuk Personalisasi Kognitif

Secara tradisional, evaluasi kognitif sering kali memicu kecemasan yang justru menambah beban *extraneous* (*extraneous cognitive load*) pada memori kerja peserta didik. Temuan dari literatur (Tong & Ren, 2025; Ullah et al., 2025) menunjukkan bahwa sistem AI modern memecahkan masalah ini melalui *Deep Knowledge Tracing* (DKT) dan analitik data waktu nyata (*real-time data analytics*). Dalam mekanisme ini, AI bertindak sebagai evaluator formatif yang tak terlihat. Algoritma secara terus-menerus memetakan probabilitas penguasaan konsep (*knowledge graph mapping*) dengan mengekstraksi data fusi multimodal, seperti latensi waktu pengerjaan dan pola kesalahan (Ruan & Lu, 2025; Zheng et al., 2025). Desain ini memungkinkan sistem untuk mengukur kapasitas kognitif tanpa harus menghentikan proses belajar untuk menyelenggarakan ujian formal, sehingga ruang kognitif peserta didik tetap terfokus pada asimilasi materi.

Mekanisme paling menonjol dari personalisasi kognitif yang ditemukan adalah kemampuan sistem untuk bertindak sebagai fasilitator Vygotskian. Melalui arsitektur *Deep Q-Networks* (DQN) dan *Proximal Policy Optimization* (PPO), sistem melakukan kalibrasi tingkat kesulitan (*difficulty calibration*)

secara presisi setiap kali peserta didik berinteraksi dengan antarmuka (Guo, 2026; Hu, 2025). Ketika algoritma mendeteksi adanya indikasi kelebihan beban kognitif yang direpresentasikan oleh penurunan akurasi atau peningkatan koefisien frustrasi, sistem secara otomatis menurunkan kompleksitas tugas. Mekanisme ini memastikan peserta didik selalu berada di dalam *zone of proximal development* (ZPD) mereka yang optimal. Lebih jauh, desain *Deep Neural Curriculum Loop* yang diusung Karimulloh et al. (2026) dan pendekatan gamifikasi *machine learning* oleh (Naseer et al., 2025) membuktikan bahwa sistem dapat secara mandiri memecah informasi yang kompleks menjadi unit-unit yang lebih kecil secara dinamis, sebuah prinsip fundamental dalam mengelola beban intrinsik.

Personalisasi kognitif tidak akan bermakna tanpa adanya perancah (*scaffolding*) reaktif yang memfasilitasi penciptaan makna (konstruktivisme). Artikel-artikel mutakhir menyoroti penggunaan *Natural Language Processing* (NLP) dan model *Hybrid BERT* untuk mentransformasi umpan balik yang awalnya sekadar evaluatif ("Benar/Salah") menjadi umpan balik dialogis (Ramesh et al., 2025; Yu, 2024). Sistem asisten tunggal cerdas (*single-agent*) yang dikembangkan oleh Yi & Wu (2025) dan interaksi multi-kriteria oleh Troussas et al. (2025) mampu menganalisis kesalahan penalaran peserta didik, kemudian merespons dengan memberikan petunjuk (*hints*), analogi, atau pertanyaan pancingan yang memandu mereka untuk mengoreksi miskonsepsi secara mandiri. Desain instruksional ini secara efektif mengalihkan energi kognitif peserta didik dari sekadar mencari jawaban menuju menganalisis proses penyelesaian masalah.

### RQ 2: Dampak penerapan desain adaptif terhadap peningkatan indikator *deep learning*

Personalisasi kognitif terbukti secara empiris mampu membongkar kebiasaan belajar dangkal (*surface learning*). Tinjauan menunjukkan adanya lonjakan kinerja akademik yang signifikan, di mana intervensi kalibrasi berbasis *Deep Q-Networks* (DQN) mampu meningkatkan skor pemahaman konseptual hingga 24,3 poin, mengungguli metode progresi statis (Guo, 2026). Lebih jauh, implementasi *Deep Neural Curriculum Loop* (DNCL) pada konteks sekolah menengah di Indonesia membuktikan bahwa perancah kognitif secara signifikan meningkatkan kreativitas pemecahan masalah hingga 31% (Karimulloh et al., 2026). Peningkatan kognitif ini tidak bersifat sementara; model analitik yang dikembangkan oleh Hu (2025) menggunakan prediksi kurva Ebbinghaus memproyeksikan bahwa retensi pengetahuan jangka panjang siswa mencapai 68,3%, jauh melampaui kelompok konvensional.

Pencapaian kognitif tingkat tinggi sangat bergantung pada kondisi psikologis yang stabil. Literatur menunjukkan bahwa arsitektur adaptif berhasil menekan *insiden cognitive overload* (kelebihan beban kognitif) hingga 43% (Guo, 2026). Penurunan beban ini secara langsung memengaruhi iklim emosional dan mendukung terwujudnya *joyful learning*, yang terlihat dari keberhasilan sistem dalam mereduksi koefisien frustrasi secara signifikan dari angka 0,37 menjadi 0,19 (Hu, 2025). Intervensi AI penyesuaian kognitif-emosional secara

real-time juga terbukti memangkas proporsi siswa yang mengalami emosi negatif dari 27% menjadi hanya 14%, membuktikan bahwa personalisasi kognitif bertindak sebagai pelindung motivasi (Yi & Wu, 2025).

Pendekatan *deep learning* mensyaratkan adanya motivasi intrinsik untuk mengeksplorasi makna. Penggunaan algoritma fusi data multimodal dan model bahasa hibrida (Ramesh et al., 2025; Ruan & Lu, 2025) memungkinkan peserta didik untuk melacak anomali data dan mensintesis keputusan analitis yang komprehensif. Berkat penjagaan tingkat kesulitan yang optimal tersebut, terjadi peningkatan signifikan pada kegigihan penyelesaian tugas. Pemetaan *Knowledge Graph* oleh Zheng et al. (2025) serta optimasi kebijakan oleh Hu (2025) secara efektif menstimulasi peserta didik untuk mengeksplorasi cabang-cabang pengetahuan baru secara mandiri. Sistem umpan balik cerdas (Yi & Wu, 2025; Yu, 2024) juga terbukti mendorong penciptaan luaran kognitif yang mempresentasikan lompatan dari sekadar "mengingat informasi" menuju "penciptaan makna" yang merupakan puncak hierarki *deep learning*. Ahmed et al. (2025) menemukan bahwa peserta didik dalam ekosistem AI bersedia menginvestasikan waktu aktif pengerjaan (*time-on-task*) secara signifikan lebih lama mencapai rata-rata 12,4 jam per minggu dibandingkan 8,6 jam pada metode konvensional karena tugas yang diberikan menantang namun tidak memicu keputusasaan.

### RQ 3: Tantangan pedagogis dalam implementasi sistem tersebut

Arsitektur yang menggunakan model transformer (seperti BERT), menuntut sumber daya komputasi dan pelabelan data yang sangat masif (Ramesh et al., 2025). Kebutuhan teknis yang tinggi ini menciptakan hambatan biaya yang signifikan, seperti biaya pengaturan awal dan pemeliharaan yang mahal (Ullah et al., 2025), serta berpotensi memperlebar kesenjangan digital (*digital divide*) di negara berkembang (Ahmed et al., 2025). Konektivitas internet yang tidak stabil dan *bandwidth* yang terbatas di sekolah-sekolah menjadi penghambat utama bagi platform berbasis web untuk memproses analitik real-time secara mulus (Karimulloh et al., 2026).

Literatur secara seragam menegaskan bahwa otomatisasi kecerdasan buatan tidak dapat berdiri sendiri. Namun, realitas di lapangan menunjukkan adanya defisit literasi data di kalangan pendidik (Karimulloh et al., 2026). Meskipun disediakan *dashboard* analitik yang canggih, banyak guru melaporkan kurangnya kepercayaan diri untuk menerjemahkan data metrik prediktif tersebut menjadi keputusan pedagogis langsung di kelas. Hal ini menegaskan bahwa intervensi teknologi akan mandek tanpa adanya pelatihan teknis lanjutan dan pengawasan instruktur yang memadai (Yu, 2024; Ahmed et al., 2025).

Tantangan krusial lainnya bersinggungan dengan ranah etika dan psikologi. Perekaman jejak log multimodal secara ekstensif (seperti waktu klik, navigasi, hingga analisis kesalahan) memicu risiko keamanan dan privasi data siswa yang serius (Naseer et al., 2025; Yu, 2024). Dari sudut pandang pengguna, muncul fenomena "aversi algoritmik", di mana sekitar 7% peserta didik merasa tidak nyaman dan menolak (*opt-out*) ketika menyadari bahwa tingkat kesulitan tugas

mereka dikendalikan dan dimanipulasi secara diam-diam oleh mesin (Yi & Wu, 2025). Selain itu, model prediktif rentan mengalami bias dan penurunan akurasi yang tajam ketika dihadapkan pada "pembelajar atipikal" yang pola perilakunya yang tidak konsisten berada di luar distribusi data latih mesin.

## Pembahasan

Paparan data dari tinjauan sistematis membuktikan bahwa kecerdasan buatan telah menggeser batas personalisasi pendidikan dari sekadar modifikasi perilaku menuju intervensi neuropsikologi (pendekatan yang merespons langsung cara kerja otak dan psikologi siswa). Namun, lonjakan performa akademik yang ditemukan menyisipkan sejumlah paradoks dan tantangan desain. Narasi berikut akan membedah temuan tersebut secara kritis dalam ruang dialog desain instruksional.

### Kecerdasan Buatan sebagai Arsitek Kognitif: Eksekusi Dinamis dan Titik Butanya

Temuan sistematis ini menegaskan bahwa sistem adaptif terkini telah bertransformasi menjadi "arsitek kognitif" (perancang struktur pikiran). Algoritma seperti *Deep Q-Networks* dan *Deep Knowledge Tracing* mengambil alih tugas manajemen beban mental yang membebani memori kerja siswa secara *real-time* (Guo, 2026; Tong & Ren, 2025). Otomatisasi reduksi beban *extraneous* (beban mental sia-sia akibat kerumitan aplikasi atau desain yang tidak perlu) ini secara langsung menciptakan ruang esensial bagi pemrosesan *germane* (energi mental yang benar-benar dipakai untuk berpikir tingkat tinggi) tanpa mengorbankan stabilitas psikologis peserta didik (Hefter & Berthold, 2022).

Meskipun demikian, pendekatan algoritma ini perlu dikritisi. Literatur yang ada cenderung berasumsi bahwa pelacakan data metrik atau *log data* (seperti durasi klik layar dan kecepatan menjawab) adalah representasi mutlak dari kondisi kognitif siswa. Padahal, kecerdasan buatan memiliki titik buta. Misalnya, sistem dapat salah menafsirkan seorang siswa yang sedang terdiam untuk berpikir mendalam (*reflective thinking*) sebagai siswa yang sedang frustrasi atau kebingungan. Akibatnya, mesin mungkin secara prematur menurunkan tingkat kesulitan soal, yang justru secara tidak sengaja merampas kesempatan siswa untuk menghadapi kesulitan yang bermanfaat (*desirable difficulties*) demi pematangan pemahamannya.

### Mengorkestrasi Ekosistem Deep Learning: Aktualisasi dan Risiko Tunnel Vision

Manajemen beban kognitif adalah prasyarat untuk memantik ekosistem pembelajaran mendalam (*deep learning*). Fitur perancah adaptif, seperti rekomendasi berbasis *Knowledge Graph* terbukti sukses menjadi jembatan pemahaman konsep, sehingga pilar *meaningful* (bermakna), *joyful* (menyenangkan), dan *mindful* (penuh kesadaran) dapat teraktualisasi (Troussas et al., 2025; Zheng et al., 2025). Lenyapnya ancaman kelelahan mental ini mereduksi emosi negatif secara signifikan (Hu, 2025; Yi & Wu, 2025). Rasa aman secara kognitif ini mendorong siswa untuk menginvestasikan waktu pengerjaan tugas (*time-on-task*)

lebih lama dan menghasilkan pemecahan masalah yang lebih kompleks (Ahmed et al., 2025).

Namun, perbandingan kritis terhadap desain rekomendasi kecerdasan buatan menunjukkan adanya risiko "efek terowongan" (*tunnel vision*), yakni kondisi di mana pandangan siswa menjadi sangat sempit. Ketika sistem secara terus-menerus mengarahkan siswa hanya pada rute belajar yang paling cepat dan dioptimalkan secara matematis, siswa kehilangan ruang untuk melakukan eksplorasi bebas yang tidak terstruktur. Padahal, dalam pedagogi *deep learning*, penemuan secara kebetulan (*serendipitous learning*) dan proses meraba-raba melalui *trial-and-error* sering kali menjadi kunci utama lahirnya kreativitas murni yang tidak bisa diprogram oleh mesin.

### Paradoks "Tugas Ganda" dan Kebutuhan Strategi Fading

Sebagaimana temuan sebelumnya, antarmuka sistem cerdas yang terlalu kompleks justru memunculkan tuntutan tugas ganda (*dual-task demands*) (Yu, 2024). Alih-alih dioptimalkan, energi kognitif siswa justru terkuras habis untuk mempelajari cara mengoperasikan teknologi itu sendiri, bukan mempelajari materi intinya (Yi & Wu, 2025).

Selain itu, intervensi kecerdasan buatan generatif yang selalu memberikan jawaban atau perbaikan instan berisiko tinggi memunculkan "kelumpuhan analitis" (*analytical paralysis*), yakni kondisi di mana otak siswa menjadi pasif dan sangat bergantung pada mesin. Oleh karena itu, sistem adaptif wajib menerapkan strategi *fading* (pencabutan bantuan secara bertahap layaknya melepas roda bantu pada sepeda). Bantuan mesin harus dikurangi seiring meningkatnya kompetensi peserta didik, guna memastikan kemandirian siswa dalam memecahkan masalah (Guo, 2026).

### Rekonstruksi Ekosistem Kelas: Urgensi AI-PCK

Pembahasan terakhir menyoroti friksi antara utopia algoritma dan realitas kelas. Desain "otomatisasi penuh" yang mengisolasi siswa terbukti bermasalah secara psikologis dan memicu penolakan atau "aversi algoritmik" (rasa tidak nyaman siswa karena menyadari proses belajarnya dimanipulasi diam-diam oleh robot) (Yi & Wu, 2025). Penerapan teknologi ini akan kandas jika guru tidak dilibatkan sebagai aktor sentral (Ahmed et al., 2025). Sayangnya, mayoritas pendidik saat ini mengalami defisit literasi data sehingga kesulitan menerjemahkan angka-angka di *dashboard* aplikasi menjadi keputusan di kelas (Karimulloh et al., 2026).

Hal ini merepresentasikan urgensi rekonstruksi kompetensi guru menuju *AI-Pedagogical Content Knowledge* atau AI-PCK (kompetensi guru dalam memadukan ilmu mengajar dengan literasi data kecerdasan buatan). Literatur mendesak pergeseran menuju kerangka kolaborasi mesin dan manusia atau *Human-in-the-Loop* (HITL). Dalam paradigma ini, mesin bertugas memproses hitungan data secara seketika, sementara pendidik berperan sebagai pengambil keputusan akhir untuk memberikan dukungan sosial, afektif, dan moral, memastikan teknologi tetap melayani visi pendidikan yang memanusiakan

manusia (Ning et al., 2024).

## SIMPULAN

Tinjauan literatur sistematis ini menyimpulkan bahwa integrasi kecerdasan buatan dalam sistem pembelajaran adaptif telah memicu pergeseran paradigma yang radikal, yakni dari "personalisasi perilaku" di permukaan menuju "personalisasi kognitif" yang mendalam. Sistem adaptif terkini telah bertransformasi menjadi arsitek kognitif yang secara *real-time* mampu mengkalkulasi dan mereduksi beban *extraneous* (beban sia-sia) peserta didik. Perlindungan terhadap kapasitas memori kerja ini secara empiris terbukti menjadi katalisator utama dalam mendobrak kebuntuan *surface learning*, memfasilitasi keterampilan berpikir tingkat tinggi (HOTS), serta mengokohkan pilar *deep learning* yang *meaningful*, *mindful*, dan *joyful*.

Namun, penelitian ini juga menyimpulkan bahwa kemajuan algoritma tersebut tidak sepenuhnya sempurna. Implementasi personalisasi kognitif dihadapkan pada paradoks "tugas ganda", risiko kelumpuhan analitis akibat bantuan mesin yang berlebihan, serta ancaman kesenjangan digital. Kehebatan komputasi kecerdasan buatan terbukti tidak akan berkelanjutan jika diterapkan dengan asumsi "otomatisasi penuh" yang mengisolasi peserta didik. Pada akhirnya, secerdas apa pun sebuah sistem memprediksi kebingungan kognitif, eksekusi pembelajaran mendalam yang sejati tetap membutuhkan empati dan sentuhan dari seorang pendidik di dalam ruang kelas.

Secara teoretis, temuan ini memperluas diskursus *Cognitive Load Theory* dengan membuktikan bahwa manajemen beban kognitif yang selama ini sangat bergantung pada desain materi yang kaku, kini dapat dikelola secara dinamis oleh teknologi melalui analisis jejak belajar siswa secara *real-time*. Sementara itu, secara praktis, implikasi dari penelitian ini mendesak adanya redefinisi peran pendidik di era kecerdasan buatan. Pada akhirnya, secerdas apa pun sebuah sistem memprediksi kebingungan kognitif siswa, eksekusi pembelajaran mendalam yang sejati tetap membutuhkan empati dan sentuhan dari seorang pendidik di dalam ruang kelas melalui kerangka kolaborasi mesin dan manusia (*Human-in-the-Loop*).

## Rekomendasi

Berdasarkan sintesis dan identifikasi kesenjangan literatur, penelitian ini merekomendasikan tiga arah strategis bagi pengembangan ekosistem pendidikan adaptif di masa depan:

1. Bagi pengembang teknologi dan desainer instruksional: Algoritma sistem adaptif tidak boleh membiarkan perancah (*scaffolding*) bersifat permanen. Pengembang wajib mengintegrasikan strategi *fading* (pencabutan bantuan secara bertahap) guna mencegah "kelumpuhan analitis" dan menjaga otonomi peserta didik. Selain itu, arsitektur sistem perlu diekspansi dari kalibrasi topik tunggal menuju pengurutan kurikulum makro lintas

disiplin ilmu (*multi-topic curriculum sequencing*).

2. Bagi pendidik dan institusi pendidikan: Institusi harus segera meninggalkan orientasi pelatihan guru yang sekadar berfokus pada literasi TIK dasar, dan bergeser pada penguatan *AI-Pedagogical Content Knowledge* (AI-PCK). Pendidik harus dilatih untuk membaca *dashboard* analitik AI guna memposisikan diri mereka di dalam kerangka *Human-in-the-Loop* (HITL) di mana mesin bertugas mendiagnosis data kognitif, sementara guru berfokus pada intervensi sosial, fasilitasi debat kritis, dan bimbingan afektif.
3. Bagi penelitian selanjutnya: Terdapat urgensi yang sangat tinggi untuk melaksanakan studi longitudinal sejati dalam mengevaluasi sistem pembelajaran adaptif. Riset selanjutnya harus bergerak melampaui pengukuran *post-test* jangka pendek, guna memvalidasi secara empiris apakah efisiensi kognitif yang dibentuk oleh intervensi AI ini benar-benar bertransformasi menjadi kemampuan transfer pengetahuan (*knowledge transfer*) jangka panjang secara mandiri oleh peserta didik. Lebih spesifik, riset masa depan harus menguji ketahanan sistem adaptif ini saat dihadapkan pada profil peserta didik yang lebih beragam (heterogen). Misalnya, menguji keandalan sistem pada siswa dengan kendala akses internet di daerah 3T yang jarang melakukan interaksi dengan aplikasi, atau pada siswa dwibahasa yang pola belajarnya belum tentu dapat dikenali oleh standar algoritma kecerdasan buatan pada umumnya.

## REFERENSI

- Ahmed, S., Rehman, H., Zaheer, M., & Pervez, N. (2025). The Impact of AI-powered Adaptive Learning Systems on Student Performance in Higher Education. *Social Science Review Archives*, 3(4). <https://doi.org/10.70670/sra.v3i4.1103>
- Andyanie, L. M., Adhantoro, M. S., Purnomo, E., & Kurniaji, G. T. (2025). Implementation of deep learning in education: Towards mindful, meaningful, and joyful learning experiences. *Journal of Deep Learning*, 47–56. <https://doi.org/10.23917/jdl.v1i1.11157>
- Ansari, S. R., & Qamari, I. N. (2025). Artificial intelligence and students' cognitive learning outcomes with bibliometric and content analysis for future research agenda. In *Discover Education* (Vol. 4, Number 1). <https://doi.org/10.1007/s44217-025-00865-0>
- Guo, Y. (2026). Bridging Cognitive Load Theory and Deep Q-Networks for Real-Time Difficulty Calibration in Automated Tutoring Systems. *Multidisciplinary Research in Computing Information Systems*, 6(1), 89–98. <https://doi.org/10.71465/mrcis200>
- Halkiopoulou, C., & Gkintoni, E. (2024). Leveraging AI in E-Learning: Personalized Learning and Adaptive Assessment through Cognitive Neuropsychology—A Systematic Analysis. In *Electronics (Switzerland)* (Vol. 13, Number 18). <https://doi.org/10.3390/electronics13183762>

- Hefter, M. H., & Berthold, K. (2022). Active ingredients and factors for deep processing during an example-based training intervention. *Learning Environments Research*, 25(1). <https://doi.org/10.1007/s10984-020-09347-6>
- Hu, Z. (2025). A method for generating personalized learning content based on AIGC. *Sustainable Futures*, 10. <https://doi.org/10.1016/j.sftr.2025.101331>
- Hutabarat, E. J., Naibaho, L., & Rantung, D. A. (2023). Memahami Peran Pendidikan di Era Post Modern Melalui Pandangan John Dewey. *Jurnal Kolaboratif Sains*, 6(11). <https://doi.org/10.56338/jks.v6i11.4403>
- Imron, A. (2025). Deep Learning Pedagogy Grounded in David Ausubel's Learning Theory: A Literature Study. *Almubin: Islamic Scientific Journal*, 8(1). <https://doi.org/10.51192/almubin.v8i2.2152>
- Karimulloh, Khaerudin, & Siregar, E. (2026). An AI-Driven Deep Learning Adaptive Curriculum Model (DNCL) for Indonesian Secondary Schools: Evidence from a Single-Site Intervention. *Nusantara: Jurnal Pendidikan Indonesia*, 6(1), 26–40. <https://doi.org/doi.org/10.62491/njpi.2026.v6i1-3>
- Khotimah, H., Priyanto, E., & Ahmad, A. (2025). Joyful learning for enhancing pedagogical competence of Islamic education teachers in building meaningful and character-based learning. *Jurnal Praktik Baik Pembelajaran Sekolah Dan Pesantren*, 4(03), 129–138. <https://doi.org/10.56741/pbpsp.v4i03.1147>
- Methley, A. M., Campbell, S., Chew-Graham, C., McNally, R., & Cheraghi-Sohi, S. (2014). PICO, PICOS and SPIDER: A comparison study of specificity and sensitivity in three search tools for qualitative systematic reviews. In *BMC Health Services Research* (Vol. 14, Number 1). <https://doi.org/10.1186/s12913-014-0579-0>
- Naseer, F., Khan, M. N., Addas, A., Awais, Q., & Ayub, N. (2025). Game Mechanics and Artificial Intelligence Personalization: A Framework for Adaptive Learning Systems. *Education Sciences*, 15(3). <https://doi.org/10.3390/educsci15030301>
- OECD. (2023). *PISA 2022 Result (Colume 1): The State of Learning and Equity in Education*.
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. In *BMJ* (Vol. 372). <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Ramesh, K., Thomas, C. A., Osei-Asiamah, J., Pagidipati, B., Muniyandy, E., Reddy, B. V. S., & El-Ebiary, Y. A. B. (2025). Cognitive Load Optimization in Digital (ESL) Learning: A Hybrid BERT and FNN Approach for Adaptive Content Personalization. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 16(4). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2025.0160457>
- Ruan, S., & Lu, K. (2025). Adaptive deep reinforcement learning for personalized learning pathways: A multimodal data-driven approach with real-time feedback optimization. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 9. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100463>
- Saputra, R. F. A., Ridha, M., & Sulaimon, J. T. (2025). Deep Learning Applications in Primary Education: A Systematic Literature Review of Emerging Trends, Challenges, and Opportunities. *Jurnal Pendidikan Progresif*, 15(3). <https://doi.org/10.23960/jpp.v15i3.pp1785-1810>
- Sweller, J. (2020). Cognitive load theory and educational technology. *Educational Technology Research and Development*, 68(1). <https://doi.org/10.1007/s11423-019-09701-3>
- Tong, C., & Ren, C. (2025). Deep knowledge tracing and cognitive load estimation for personalized learning path generation using neural network architecture. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-10497-x>
- Troussas, C., Krouska, A., Mylonas, P., & Sgouropoulou, C. (2025). Personalized Instructional Strategy Adaptation Using TOPSIS: A Multi-Criteria Decision-Making Approach for Adaptive Learning Systems. *Information (Switzerland)*, 16(5). <https://doi.org/10.3390/info16050409>
- Ullah, N., Akram, S., & Hanif, A. (2025). AI-Powered Adaptive Learning Systems: Personalizing Education Through Real-Time Data Analytics and Student Behavior Modeling. *Computing and Applications Reviews*, 2(01), 41–51. <https://doi.org/10.64035/car.01.2025.17>
- Xiao, Y., & Watson, M. (2019). Guidance on Conducting a Systematic Literature Review. In *Journal of Planning Education and Research* (Vol. 39, Number 1). <https://doi.org/10.1177/0739456X17723971>
- Yi, Y., & Wu, X. (2025). Cognitive Load Early Warning Based on Behavioral Data: A Single-Agent Approach for Dynamically Adjusting Task Difficulty. *Proceedings of the 2025 2nd International Conference on Big Data Analytics and Artificial Intelligence Application*, 140–144. <https://doi.org/10.1145/3788108.3788518>
- Yu, M. (2024). Application of an Artificial Intelligence-based adaptive learning system to chinese language education in universities. *Proceedings of the 2024 International Symposium on Artificial Intelligence for Education*, 416–421. <https://doi.org/doi.org/10.1145/3700297.3700368>
- Zheng, Y., Wang, D., Zhang, J., Li, Y., Xu, Y., Zhao, Y., & Zheng, Y. (2025). A unified framework for personalized learning pathway recommendation in e-learning contexts. *Education and Information Technologies*, 30(6). <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13045-8>

**Conflict of Interest Statement:** The authors declare that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Copyright © 2026 Ibnu Rizqil Maula and Tri Astuti. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (CC BY). The use, distribution or reproduction in other forums is permitted, provided the original author(s) and the copyright owner(s) are credited and that the original publication in this journal is cited, in accordance with accepted academic practice. No use, distribution or reproduction is permitted which does not comply with these terms.

## LIST OF TABLE

1. Search location and string .....	165
2. Kriteria eligibility PICOS.....	166

**Table 1** / Search location and string

Search location	Search string
Scopus (via Pop), ScienceDirect, Google Scholar (via PoP)	("adaptive learning" OR "personalized learning") AND ("cognitive load" OR "cognitive personalization") AND ("deep learning approach" OR "higher-order thinking")
Google Scholar (via PoP)	("pembelajaran adaptif" OR "personalisasi") AND ("kognitif" OR "beban kognitif") AND ("pembelajaran mendalam" OR "berpikir tingkat tinggi")

**Table 2 /** Kriteria eligibility PICOS

<b>Kriteria</b>	<b>Inklusi</b>	<b>Eksklusi</b>
<b>P - Population</b> (Populasi)	Peserta didik pada jenjang pendidikan formal	Partisipan di luar sektor pendidikan formal.
<b>I - Intervention</b> (Intervensi/Tindakan)	Penggunaan sistem pembelajaran adaptif berbasis kecerdasan buatan (AI) yang memiliki mekanisme pengelolaan beban kognitif <i>personalisasi kognitif</i> .	Penggunaan <i>e-learning</i> statis (LMS biasa) atau teknologi adaptif yang hanya berfokus pada jadwal/tampilan fisik ( <i>personalisasi perilaku</i> ).
<b>C - Comparison</b> (Pembanding)	Pembelajaran konvensional (tatap muka tradisional) atau sistem <i>e-learning</i> tanpa fitur adaptasi kognitif.	Penelitian teknis ilmu komputer yang hanya membandingkan performa kecepatan <i>coding</i> antar algoritma mesin tanpa melibatkan manusia.
<b>O - Outcome</b> (Luaran/Hasil)	Pencapaian indikator <i>deep learning</i> , keterampilan berpikir tingkat tinggi (HOTS), dan penurunan beban kognitif ekstrasensitif.	Penelitian yang luaran utamanya hanya mengukur tingkat kepuasan ( <i>user satisfaction</i> ) atau frekuensi <i>login</i> siswa ke aplikasi.
<b>S - Study Design</b> (Desain Studi)	Artikel penelitian primer/empiris (Eksperimen, Kuasi-Eksperimen, <i>Mixed-Methods</i> , dan <i>Research &amp; Development</i> ).	Artikel ulasan pustaka ( <i>literature review/SLR</i> lain), opini <i>keynote speech</i> .

## LIST OF FIGURE

1. Diagram alur PRISMA.....	168
-----------------------------	-----

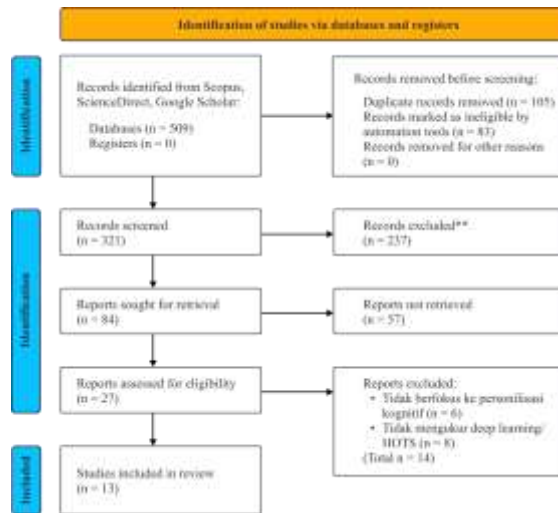


Figure 1 / Diagram alur PRISMA