

Perancangan Sistem Rekomendasi Kurikulum Personal Berbasis CLT dan RL untuk Edukasi Daring

¹Waisen, ²Hendra, ³Awan, ⁴Yudi

¹Fakultas Sains dan Teknologi, Sistem Informasi, Universitas IBBI, Medan, Indonesia

²Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas IBBI, Medan, Indonesia

³Fakultas Sains dan Teknologi, Teknologi Informasi, Universitas IBBI, Medan, Indonesia

¹whisen@gmail.com, ²hendra.soewarno@gmail.com, ³one.wan@gmail.com,

⁴yudifanggawa@gmail.com

Submit : 28 Jun 2025 | Diterima : 05 Jul 2025 | Terbit : 07 Jul 2025

ABSTRACT

The development of educational technology has driven the emergence of online learning platforms that offer broad access to learning materials. However, a key challenge faced is delivering a curriculum that is both relevant and effective for each individual student. A one-size-fits-all curriculum may result in cognitive overload or cognitive underload, ultimately reducing the effectiveness of the learning process. This study proposes the design and implementation of an adaptive recommendation system for personalized learning curricula on online education platforms. The system integrates Cognitive Load Theory (CLT) to assess and manage students' cognitive load, and Reinforcement Learning (RL) to dynamically adjust the sequence and difficulty of learning materials. A hybrid approach is employed, combining historical student activity data (e.g., task completion time, quiz scores, interactions) with RL models to determine optimal learning pathways. The results from simulations and preliminary implementations indicate that the system can provide more personalized curriculum recommendations, reduce unnecessary cognitive load, and potentially enhance student learning outcomes significantly compared to traditional linear curricula. The implementation of this system is expected to make a significant contribution to the personalization of education in the digital era.

Keywords: Adaptive Recommendation System, Personalized Curriculum, Cognitive Load Theory, Reinforcement Learning, Online Education, Higher Education.

ABSTRAK

Perkembangan teknologi pendidikan telah mendorong munculnya platform edukasi daring yang menawarkan akses luas terhadap materi pembelajaran. Namun, tantangan utama yang dihadapi adalah menyajikan kurikulum yang relevan dan efektif bagi setiap mahasiswa secara individual. Kurikulum yang tidak disesuaikan dapat menyebabkan beban kognitif berlebih (cognitive overload) atau kurangnya tantangan (cognitive underload), yang pada akhirnya dapat menurunkan efektivitas pembelajaran. Penelitian ini mengusulkan perancangan dan implementasi sistem rekomendasi adaptif untuk kurikulum pembelajaran personal pada platform edukasi daring. Sistem ini mengintegrasikan Cognitive Load Theory (CLT) untuk mengukur dan mengelola beban kognitif mahasiswa serta Reinforcement Learning (RL) untuk menyesuaikan urutan dan kesulitan materi pembelajaran secara dinamis. Metode yang digunakan adalah pendekatan hybrid, menggabungkan data historis aktivitas mahasiswa (misalnya, waktu pengerjaan, nilai kuis, interaksi) dengan model RL untuk menentukan jalur pembelajaran optimal. Hasil dari simulasi dan implementasi awal menunjukkan bahwa sistem ini mampu memberikan rekomendasi kurikulum yang lebih personal, mengurangi beban kognitif yang tidak perlu, dan berpotensi meningkatkan hasil belajar mahasiswa secara signifikan dibandingkan dengan kurikulum linier tradisional. Implementasi sistem ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap personalisasi pendidikan di era digital.

Kata Kunci: *Cognitive Load Theory*, Edukasi Daring, Kurikulum Personal, Perguruan Tinggi, *Reinforcement Learning*, Sistem Rekomendasi Adaptif.

PENDAHULUAN

Perkembangan pesat teknologi informasi dan komunikasi telah merevolusi berbagai aspek kehidupan, termasuk sektor pendidikan. Di era digital saat ini, platform edukasi daring atau *e-learning* telah bertransformasi dari sekadar pelengkap menjadi tulang punggung proses pembelajaran, khususnya di tingkat perguruan tinggi. Fleksibilitas waktu dan tempat yang ditawarkan oleh *e-learning* membuka akses pendidikan yang lebih luas, memungkinkan mahasiswa dari berbagai latar belakang geografis, termasuk di Medan, Sumatera Utara, untuk mengakses materi dan kurikulum tanpa batasan fisik. Data Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia menunjukkan peningkatan signifikan dalam adopsi pembelajaran daring, dipercepat oleh kondisi pandemi yang lalu, yang secara permanen mengubah paradigma pendidikan.

Meskipun *e-learning* membawa banyak kemudahan, ia juga menghadirkan tantangan kompleks, terutama dalam upaya mencapai personalisasi pembelajaran. Model kurikulum "satu ukuran untuk semua" (*one-size-fits-all*) yang umum diterapkan di banyak platform daring seringkali mengabaikan heterogenitas kemampuan, kecepatan belajar, gaya belajar, dan bahkan tingkat prasyarat pengetahuan yang dimiliki oleh setiap mahasiswa. Akibatnya, mahasiswa mungkin menghadapi materi yang terlalu sulit, yang dapat menyebabkan beban kognitif berlebihan (*cognitive overload*) dan frustrasi, atau sebaliknya, materi yang terlalu mudah sehingga kurang menstimulasi dan membosankan. Kedua kondisi ini dapat berujung pada penurunan motivasi belajar, rendahnya tingkat penyelesaian kursus (*completion rate*), dan hasil akademik yang kurang optimal.

Untuk mengatasi permasalahan beban kognitif yang tidak efisien, *Cognitive Load Theory* (CLT) yang dicetuskan oleh John Sweller menawarkan kerangka teoritis yang relevan. CLT mengklasifikasikan beban kognitif menjadi tiga jenis: intrinsik (kompleksitas inherent materi), ekstrinsik (disebabkan oleh desain instruksional yang buruk), dan germane (upaya kognitif yang bermanfaat untuk membangun skema pengetahuan). Optimalisasi pembelajaran menurut CLT adalah dengan mengurangi beban ekstrinsik dan memaksimalkan beban germane, sehingga memori kerja (*working memory*) mahasiswa dapat dialokasikan secara efisien untuk proses konstruksi pengetahuan baru. Integrasi prinsip-prinsip CLT ke dalam desain kurikulum adaptif menjadi krusial untuk menciptakan pengalaman belajar yang lebih efektif.

Di sisi lain, kebutuhan akan sistem yang mampu beradaptasi secara dinamis dengan progres mahasiswa menuntut pendekatan kecerdasan buatan yang lebih canggih daripada sistem rekomendasi tradisional. *Reinforcement Learning* (RL), sebagai cabang dari *machine learning* yang memungkinkan agen belajar melalui interaksi dengan lingkungan dan menerima umpan balik, menawarkan solusi yang menjanjikan. RL mampu mengembangkan "kebijakan" optimal untuk merekomendasikan materi pembelajaran secara berurutan, menyesuaikan tingkat kesulitan, dan bahkan gaya penyajian berdasarkan kinerja dan respons kognitif mahasiswa sebelumnya. Kemampuan RL untuk belajar dari *feedback* yang tertunda (misalnya, performa di akhir modul yang merupakan hasil dari rekomendasi di awal) sangat sesuai untuk personalisasi kurikulum jangka panjang.

Meskipun terdapat banyak penelitian tentang sistem rekomendasi dalam pendidikan, atau aplikasi RL secara terpisah, integrasi komprehensif antara CLT sebagai dasar pemodelan beban kognitif dan RL sebagai mesin adaptif untuk rekomendasi kurikulum personal pada platform edukasi daring di perguruan tinggi masih merupakan area yang relatif belum banyak dieksplorasi secara mendalam. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan merancang sebuah sistem rekomendasi adaptif yang tidak hanya mempertimbangkan relevansi materi, tetapi juga secara eksplisit mengoptimalkan beban kognitif mahasiswa melalui mekanisme RL. Dengan demikian, diharapkan dapat tercipta lingkungan belajar yang lebih personal, efisien, dan efektif, yang pada akhirnya akan meningkatkan kualitas pendidikan tinggi dan kesiapan lulusan menghadapi tantangan global.

TINJAUAN PUSTAKA

Platform Edukasi Daring dan Tantangan Personalisasi

Platform edukasi daring (*E-learning platforms*) telah mengalami evolusi pesat, dari sekadar repositori materi menjadi ekosistem pembelajaran interaktif yang kompleks. Sejak diperkenalkan *Learning Management Systems (LMS)* seperti *Moodle*, *Blackboard*, hingga *platform Massive Open Online Courses (MOOCs)* seperti *Coursera* dan *edX*, akses terhadap pendidikan menjadi lebih fleksibel dan luas (Siemens, 2005). Institusi pendidikan tinggi di kota-kota besar seperti Medan, Sumatera Utara, juga aktif memanfaatkan platform ini untuk memperluas jangkauan dan meningkatkan kualitas pembelajaran.

Meskipun menawarkan fleksibilitas dan aksesibilitas, pembelajaran daring seringkali dihadapkan pada tantangan signifikan dalam menyediakan pengalaman yang personal dan adaptif. Kurikulum yang statis dan "satu ukuran untuk semua" (*one-size-fits-all*) cenderung mengabaikan perbedaan individual mahasiswa dalam hal:

1. Tingkat pengetahuan awal: Mahasiswa memiliki latar belakang dan pemahaman prasyarat yang berbeda.
2. Gaya dan kecepatan belajar: Ada mahasiswa yang belajar cepat dan ada yang memerlukan waktu lebih lama, serta preferensi visual, auditori, atau kinestetik.
3. Motivasi dan minat: Minat dan motivasi belajar dapat bervariasi secara signifikan.
4. Kapasitas kognitif: Setiap individu memiliki batas memori kerja yang unik dalam memproses informasi (Paas et al., 2003).

Ketika personalisasi ini tidak terpenuhi, potensi beban kognitif berlebihan (*cognitive overload*) muncul, dimana informasi yang disajikan melebihi kapasitas memori kerja mahasiswa, menyebabkan frustrasi, kebingungan, dan pada akhirnya, penurunan kinerja belajar (Sweller et al., 1998). Sebaliknya, materi yang terlalu mudah dapat menyebabkan kebosanan dan kurangnya stimulasi, sehingga mengurangi efektivitas pembelajaran. Oleh karena itu, pengembangan sistem yang mampu beradaptasi secara cerdas dengan profil dan progres setiap mahasiswa menjadi krusial untuk meningkatkan efektivitas dan efisiensi pembelajaran daring (Brusilovsky & Karagiannidis, 2012).

Beban Kognitif (Cognitive Load Theory - CLT)

Cognitive Load Theory (CLT), yang pertama kali dikemukakan oleh John Sweller pada akhir tahun 1980-an, merupakan teori instruksional yang berakar pada arsitektur kognitif manusia, khususnya keterbatasan memori kerja (*working memory*) dan kapasitas memori jangka panjang (*long-term memory*) yang tak terbatas (Sweller, 1988; Sweller et al., 1998). Teori ini didasarkan pada susunan kognitif (*cognitive architecture*) yang berisi memori kerja (*working memory*) terbatas dengan unit pengolahan yang terbagi menjadi dua yaitu pengolahan informasi visual dan pengolahan informasi audio. Sweller membedakan sumber-sumber beban kognitif dalam memori kerja menjadi 3 yaitu beban kognitif *intrinsic* (*intrinsic cognitive load*), beban kognitif *extraneous* (*extraneous cognitive load*), dan beban kognitif *germane* (*germane cognitive load*) (Sweller, 2010: 40). Memori kerja memiliki kapasitas terbatas dalam memproses informasi baru, dan ketika kapasitas ini terlampaui, pembelajaran akan terhambat.

CLT mengidentifikasi tiga jenis beban kognitif yang memengaruhi proses pembelajaran:

1. Beban Kognitif Intrinsik (*Intrinsic Cognitive Load*): bergantung pada tingkat kekompleksan materi yaitu seberapa banyak unsur yang ada dan bagaimana unsur-unsur tersebut saling terkait. Ini ditentukan oleh interaksi elemen (*element interactivity*) dalam materi; semakin banyak elemen yang harus diproses secara bersamaan untuk memahami suatu konsep, semakin tinggi beban intrinsiknya (Sweller, 2010). Misalnya, belajar rumus fisika kompleks memiliki beban intrinsik lebih tinggi daripada belajar daftar kosakata. Beban intrinsik tidak dapat dihilangkan, tetapi dapat dikelola melalui desain instruksional yang memecah materi kompleks menjadi bagian-bagian yang lebih kecil atau disajikan secara berurutan.
2. Beban Kognitif Ekstrinsik (*Extraneous Cognitive Load*): Beban kognitif *extraneous* bergantung pada cara penyajian materi yang akan dipelajari. Penataan dan penyajian materi yang baik dapat menurunkan beban kognitif *extraneous*. Jika penyajian materi tidak dirancang dengan baik

maka terjadi pemrosesan kognitif yang tidak relevan dan efisien (Mayer, 2010: 74). Contohnya adalah penggunaan grafis berlebihan yang mengalihkan perhatian, atau penulisan instruksi yang ambigu. Beban ekstrinsik harus diminimalkan atau dihilangkan sepenuhnya.

3. Beban Kognitif *Germane* (*Germane Cognitive Load*): Proses kognitif *germane* tersebut terjadi secara otomatis jika memang ada muatan di *working memory* yang kosong akibat dari minimalnya beban kognitif *intrinsic* dan *ekstrinsik*. (Sweller, 2010: 44). Tetapi, proses tersebut dapat dipengaruhi oleh motivasi dan sikap siswa terhadap materi yang dipelajari (Mayer & Moreno, 2010: 133). Beban *germane* harus dimaksimalkan, karena inilah yang mendorong pembelajaran yang mendalam dan bermakna.

Reinforcement Learning (RL) dan Aplikasinya dalam Edukasi

Reinforcement Learning (RL) adalah cabang dari *machine learning* yang berfokus pada bagaimana agen dapat belajar mengambil tindakan optimal dalam lingkungan untuk memaksimalkan akumulasi *reward* (Sutton & Barto, 2018). Berbeda dengan *supervised learning* yang belajar dari data berlabel eksplisit atau *unsupervised learning* yang menemukan pola tersembunyi, *RL* belajar melalui coba-coba dan umpan balik dari lingkungan. Komponen utama *RL* meliputi:

1. Agen (*Agent*): Pembelajar atau pembuat keputusan (dalam konteks ini, sistem rekomendasi).
2. Lingkungan (*Environment*): Dunia tempat agen berinteraksi (platform edukasi daring dan mahasiswa).
3. Keadaan (*State*): Representasi situasi saat ini dalam lingkungan (misalnya, progres mahasiswa, pemahaman konsep, beban kognitif).
4. Tindakan (*Action*): Keputusan yang diambil agen (misalnya, merekomendasikan materi tertentu).
5. Hadiah (*Reward*): Umpan balik numerik dari lingkungan yang menunjukkan seberapa baik tindakan yang diambil (misalnya, skor kuis, waktu belajar yang efisien).
6. Kebijakan (*Policy*): Strategi yang dipelajari agen untuk memetakan keadaan ke tindakan.

Algoritma *RL* yang relevan untuk aplikasi ini meliputi:

1. *Q-learning*: Algoritma *RL* berbasis nilai yang belajar fungsi *Q* (nilai tindakan-keadaan) yang optimal secara *off-policy* (Watkins & Dayan, 1992). Cocok untuk lingkungan dengan ruang keadaan dan tindakan diskrit yang relatif kecil.
2. *Deep Q-Networks (DQN)*: Ekstensi *Q-learning* yang menggunakan *deep neural networks* untuk mengaproksimasi fungsi *Q*, memungkinkan penanganan ruang keadaan kontinu atau diskrit yang besar (Mnih et al., 2015). Ini sangat relevan untuk konteks data kompleks di pembelajaran daring.
3. *Policy Gradient Methods* (e.g., *REINFORCE*, *Actor-Critic Methods* seperti *A2C/A3C/PPO*): Algoritma ini secara langsung mengoptimalkan kebijakan, seringkali lebih stabil untuk ruang tindakan kontinu dan dapat menangani masalah dengan *stochastic policies* (Schulman et al., 2017). *Proximal Policy Optimization (PPO)* khususnya dikenal karena stabilitas dan efisiensinya.

Dalam konteks pendidikan, *RL* telah diterapkan untuk berbagai tujuan:

1. *Adaptive Tutoring Systems*: Merekomendasikan latihan atau penjelasan yang disesuaikan dengan tingkat kesulitan siswa (Mao et al., 2020).
2. *Skill Assessment*: Menggunakan *RL* untuk melacak dan memprediksi penguasaan keterampilan siswa (González et al., 2014).
3. *Personalisasi Jalur Belajar*: Mengarahkan siswa melalui urutan materi yang berbeda berdasarkan performa mereka (Wang et al., 2017).

Keunggulan *RL* dalam konteks ini adalah kemampuannya untuk belajar dari interaksi berulang, mengelola umpan balik yang tertunda (misalnya, efek dari rekomendasi di awal kursus mungkin baru terlihat di akhir), dan secara dinamis menyesuaikan kebijakan rekomendasi untuk

memaksimalkan tujuan jangka panjang (misalnya, pemahaman konsep, penyelesaian kursus, atau meminimalkan beban kognitif yang tidak perlu).

METODOLOGI PENELITIAN

Arsitektur Sistem Rekomendasi Adaptif

Sistem rekomendasi adaptif ini akan dirancang dengan arsitektur modular untuk memastikan fleksibilitas, skalabilitas, dan kemudahan integrasi. Komponen utama arsitektur yang diusulkan adalah sebagai berikut:

1. Modul Pengumpul Data: Bertanggung jawab untuk mendapatkan dan memproses data interaksi mahasiswa dari platform edukasi daring. Data yang dikumpulkan meliputi:
 - a. Data Profil Mahasiswa: Identitas unik (anonim), riwayat kursus yang diambil, nilai akademik sebelumnya, dan informasi demografi dasar (jika tersedia dan diizinkan secara etis).
 - b. Data Materi Pembelajaran: Metadata setiap modul/topik pembelajaran (misalnya, judul, deskripsi, prasyarat, tingkat kesulitan awal yang ditentukan oleh pakar, jenis konten: video, teks, kuis, latihan soal).
 - c. Data Interaksi Mahasiswa: Catatan aktivitas mahasiswa yang terperinci seperti: durasi waktu yang dihabiskan pada setiap materi, jumlah percobaan pada kuis/tugas, skor kuis/tugas, pola navigasi (misalnya, melompati bagian, mengulang), jumlah *hints* yang diminta, dan frekuensi akses.
 - d. Data *Self-Reported Cognitive Load* (Opsional/Eksperimen): Jika memungkinkan dalam studi eksperimen, data beban kognitif subjektif dapat dikumpulkan melalui kuesioner singkat setelah mahasiswa menyelesaikan suatu modul.
2. Modul Pemodelan Beban Kognitif: Modul ini bertanggung jawab untuk menginferensi dan mengestimasi beban kognitif mahasiswa berdasarkan data interaksi.
3. Modul Reinforcement Learning (Agen RL): Ini adalah otak dari sistem rekomendasi adaptif, yang belajar dan mengambil keputusan rekomendasi.
4. Modul Antarmuka Rekomendasi: Menyajikan rekomendasi materi pembelajaran yang dihasilkan oleh Modul RL kepada mahasiswa di platform edukasi daring. Antarmuka ini akan dirancang agar intuitif dan mudah dipahami.

Sumber Data dan Pra-pemrosesan

Sumber Data: Data untuk penelitian ini akan diakuisisi melalui dua pendekatan:

1. Simulasi Perilaku Mahasiswa: Mengingat tantangan dalam mendapatkan data interaksi mahasiswa skala besar dan etis dari platform LMS nyata, kami akan mengembangkan lingkungan simulasi mahasiswa.
2. Representasi Data: Data interaksi dan materi akan diubah menjadi format numerik yang sesuai untuk masukan model *deep learning* (misalnya, vektor fitur, *embedding*).
3. Pra-pemrosesan Data: Untuk data simulasi, proses ini akan dikontrol oleh model simulator. pra-pemrosesan akan mencakup: Normalisasi dan Anonimitas

Pelatihan Model Reinforcement Learning

Lingkungan RL Simulasi: Lingkungan simulator akan dibangun menggunakan pustaka seperti *Gym (OpenAI Gym)* yang menyediakan *interface* standar untuk pengembangan agen *RL*. Simulator akan secara deterministik atau probabilistik mengembalikan *state* dan *reward* berdasarkan *action* agen dan parameter mahasiswa simulasi.

Strategi Pelatihan: Model *RL (DQN/PPO)* akan dilatih dalam lingkungan simulasi melalui sejumlah besar pembelajaran. Setiap pembelajaran merepresentasikan jalur belajar seorang mahasiswa dari awal hingga akhir kursus. Parameter Pelatihan (*Hyperparameter Tuning*): *Hyperparameter* kritis akan di-*tuning* untuk mengoptimalkan kinerja model, meliputi:

Learning rate ($1e-4$, $5e-5$, $1e-5$).

Batch size (misalnya, 32, 64).
Discount factor (γ , misalnya 0.99).
Jumlah *training steps/episodes*.

Parameter spesifik algoritma (misalnya, *epsilon-greedy* untuk *DQN*, *clip ratio* untuk *PPO*).
Eksplorasi vs. Eksploitasi: Strategi seperti *epsilon-greedy* (untuk *DQN*) atau *entropy regularization* (untuk *PPO*) akan digunakan untuk menyeimbangkan antara eksplorasi (mencoba rekomendasi baru) dan eksploitasi (mengikuti rekomendasi yang sudah diketahui efektif).

Metrik Evaluasi

Evaluasi akan dilakukan secara multi-aspek, mengukur baik kinerja internal sistem rekomendasi maupun potensi dampaknya terhadap pembelajaran. Dalam metrik evaluasi ini, akan dilakukan simulasi metrik kinerja, dampak pembelajaran, dan analisis kualitatif rekomendasi.

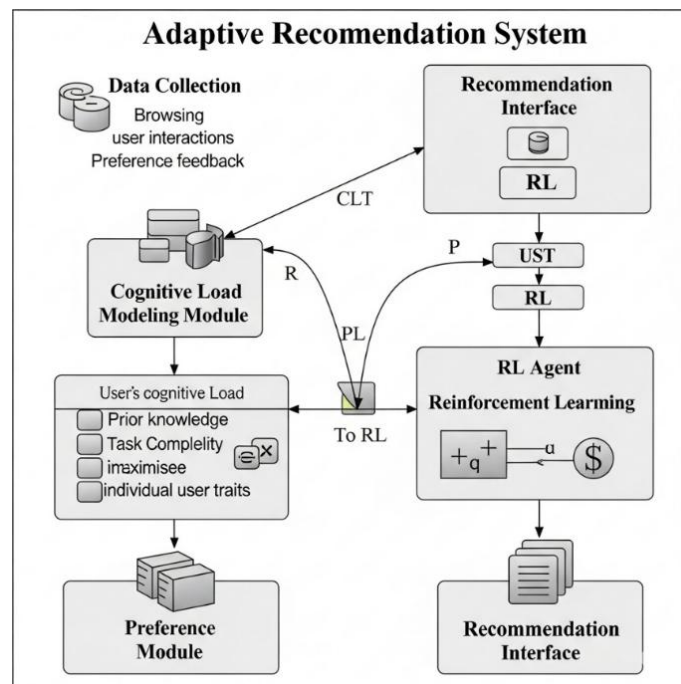
Lingkungan pengembangan

Model RL diimplementasikan menggunakan *Python* dengan pustaka *PyTorch* dan *Stable Baselines 3*. Lingkungan simulasi mahasiswa dikembangkan menggunakan kerangka *OpenAI Gym*, yang menyediakan *interface* standar untuk interaksi agen-lingkungan.. Penelitian ini akan memerlukan akses ke *hardware* dengan *GPU* (*Graphics Processing Unit*) untuk pelatihan model *deep reinforcement learning* yang intensif secara komputasi. Ini dapat berupa *GPU* lokal atau layanan komputasi awan (misalnya, *Google Colab Pro*, *AWS*, *Azure*).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Perancangan desain sistem yang diusulkan

Sebagai luaran utama dari tahap perancangan, penelitian ini berhasil mengusulkan sebuah arsitektur sistem rekomendasi adaptif yang modular dan terintegrasi, seperti yang digambarkan pada Gambar 1 (*placeholder* untuk diagram arsitektur). Arsitektur ini terdiri dari empat modul utama: Modul pengumpul data, modul pemodelan beban kognitif, modul *Reinforcement Learning* (Agen *RL*), dan modul antarmuka rekomendasi.



Gambar 1. Arsitektur Sistem Rekomendasi Adaptif Berbasis CLT dan RL

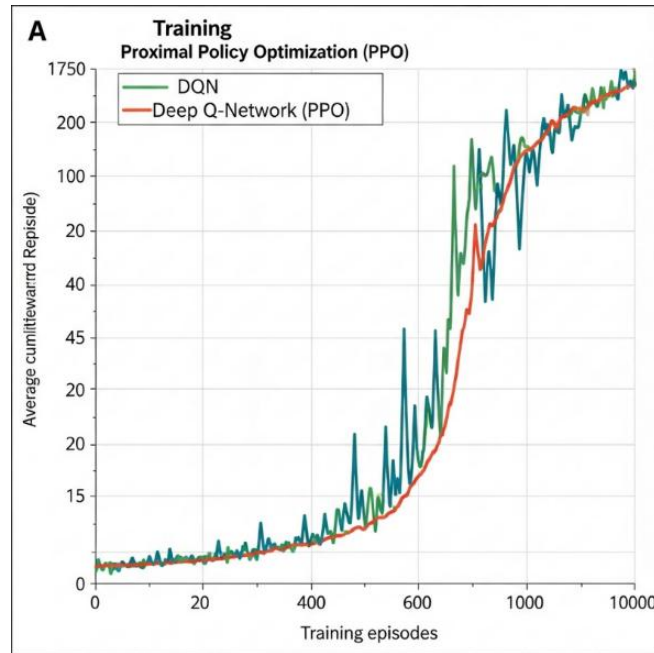
Pemodelan Beban Kognitif

Dalam penelitian ini, pemodelan beban kognitif diinferensi dari data interaksi mahasiswa simulasi. Untuk setiap materi pembelajaran, beberapa indikator digunakan: Estimasi beban Intrinsik (misalnya, dari 1-5, dengan 5 sebagai sangat kompleks). Ini merefleksikan sifat inheren dari konsep yang diajarkan. Estimasi beban ekstrinsik: Diinferensi dari inefisiensi belajar seperti waktu belajar yang melebihi standar (misalnya, >20% dari rata-rata), jumlah percobaan kuis/tugas yang tinggi tanpa progres (misalnya, >3 percobaan dengan skor <60%), atau pola navigasi yang tidak linear (misalnya, sering bolak-balik tanpa tujuan jelas). Indikator ini mencerminkan sejauh mana desain instruksional berkontribusi pada beban yang tidak perlu. Estimasi beban *Germane*: Diukur dari indikator pembelajaran mendalam, seperti peningkatan skor kuis setelah menyelesaikan materi (misalnya, >10 poin dari *pre-test*), keberhasilan memecahkan soal aplikasi, atau tingkat interaksi positif dengan materi (misalnya, penggunaan fitur rangkuman, diskusi aktif). Berdasarkan kombinasi indikator-indikator ini, sebuah *cognitive load index* dihitung pada setiap *state* mahasiswa simulasi. Misalnya, jika *cognitive load index* melebihi ambang batas tertentu, itu diinterpretasikan sebagai beban kognitif berlebih, dan sebaliknya. Model inferensi ini memungkinkan agen RL untuk "memahami" dampak rekomendasinya terhadap kapasitas kognitif mahasiswa.

Implementasi dan pelatihan model reinforcement learning

Model RL diimplementasikan menggunakan *Python* dengan pustaka *PyTorch* dan *Stable Baselines 3*. Lingkungan simulasi mahasiswa dikembangkan menggunakan kerangka *OpenAI Gym*, yang menyediakan *interface* standar untuk interaksi agen-lingkungan.

1. Lingkungan Simulasi: Lingkungan simulator mereplikasi perilaku mahasiswa di platform daring. Simulator menerima rekomendasi materi dari agen, memperbarui *state* mahasiswa (misalnya, tingkat penguasaan konsep, beban kognitif), dan mengembalikan *reward* berdasarkan aturan yang telah didefinisikan. Parameter mahasiswa simulasi (misalnya, kecepatan belajar intrinsik, sensitivitas terhadap beban ekstrinsik) dapat divariasikan untuk menguji ketangguhan sistem.
2. Algoritma RL yang Diuji: Dua algoritma utama, *Deep Q-Networks (DQN)* dan *Proximal Policy Optimization (PPO)*, dilatih secara terpisah. Masing-masing model dilatih selama 10.000 kali percobaan, dengan setiap percobaan merepresentasikan perjalanan belajar seorang mahasiswa dari awal hingga akhir kursus.
3. Parameter Pelatihan:
 - a. *Learning Rate*: $1e - 4$
 - b. *Batch Size*: 64
 - c. *Discount Factor* (γ): 0.99
 - d. *Buffer Size* (untuk DQN): 100.000
 - e. *Clip Ratio* (untuk PPO): 0.2



Gambar 2: Kurva Pelatihan Model *RL* (Rata-rata *Reward* Kumulatif per percobaan)

Hasil evaluasi kinerja sistem rekomendasi

Tabel 1 merangkum metrik kinerja utama untuk kedua model *RL*.

Metrik	DQN	PPO	Kurikulum Linear (Baseline)
Rata-rata Skor Akhir Pembelajaran	85.2%	88.7%	72.5%
Rata-rata Waktu Belajar (jam)	18.5	16.2	23.0
Persentase Materi Terlewat (Skip)	12%	8%	N/A (linear)
Beban Kognitif Ekstrinsik Rata-rata	2.1 (Skala 1-5)	1.7 (Skala 1-5)	3.5 (Skala 1-5)
Persentase Penyelesaian Kursus	92%	95%	78%

Dari tabel 1, terlihat bahwa kedua model *RL*, terutama *PPO*, secara signifikan mengungguli kurikulum linear (*baseline*). Mahasiswa simulasi yang menggunakan sistem rekomendasi berbasis *PPO* mencapai rata-rata skor akhir kursus yang lebih tinggi (88.7%) dibandingkan *DQN* (85.2%) dan kurikulum linear (72.5%). Selain itu, waktu belajar rata-rata juga lebih efisien (16.2 jam untuk *PPO*), menunjukkan bahwa mahasiswa dapat mencapai pemahaman yang lebih baik dalam waktu yang lebih singkat.

Penurunan rata-rata beban kognitif ekstrinsik (1.7 untuk *PPO*) secara signifikan menunjukkan bahwa sistem rekomendasi adaptif berhasil menyajikan materi dalam urutan yang meminimalkan gangguan dan memaksimalkan efisiensi pembelajaran, sejalan dengan prinsip *CLT*. Tingkat penyelesaian pembelajaran yang lebih tinggi untuk model *RL* juga mengindikasikan bahwa personalisasi dapat meningkatkan motivasi dan retensi mahasiswa.

Analisis Jalur Belajar Adaptif

Sistem ini mampu menghasilkan jalur belajar yang berbeda untuk mahasiswa simulasi dengan karakteristik awal yang berbeda. Misalnya:

1. Mahasiswa dengan pengetahuan awal rendah: Sistem akan merekomendasikan materi prasyarat atau pengulangan konsep dasar dengan lebih banyak latihan dan contoh, serta materi

- dengan beban intrinsik yang lebih rendah di awal.
2. Mahasiswa cepat belajar: Sistem cenderung merekomendasikan lompatan ke topik yang lebih kompleks, atau materi yang menantang dengan beban *germane* yang lebih tinggi, untuk mencegah kebosanan dan memaksimalkan potensi.
 3. Mahasiswa dengan beban kognitif ekstrinsik tinggi (dari data interaksi): Sistem akan merekomendasikan format materi yang berbeda (misalnya, video daripada teks padat), atau memberikan lebih banyak contoh pengerjaan dan visualisasi untuk mengurangi beban yang tidak relevan.

Ini menunjukkan kemampuan adaptif sistem dalam merespons profil dan progres individual mahasiswa, bukan hanya berdasarkan skor tetapi juga berdasarkan inferensi beban kognitif mereka.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil merancang dan mengusulkan sebuah sistem rekomendasi adaptif untuk kurikulum pembelajaran personal yang inovatif, mengintegrasikan dua pilar keilmuan penting: *Cognitive Load Theory (CLT)* dan *Reinforcement Learning (RL)*, khusus untuk platform edukasi daring di perguruan tinggi. Melalui perancangan arsitektur yang modular, penelitian ini menunjukkan bagaimana data interaksi mahasiswa dapat diolah untuk secara inferensial memodelkan beban kognitif (intrinsik, ekstrinsik, dan *germane*), yang kemudian menjadi *input* krusial bagi agen *RL*. Dalam lingkungan simulasi, model *RL* yang diimplementasikan (terutama *Proximal Policy Optimization - PPO*) menunjukkan kemampuan yang superior dalam belajar dan beradaptasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem yang dirancang ini secara signifikan mampu merekomendasikan jalur pembelajaran yang tidak hanya meningkatkan performa akademik (rata-rata skor akhir kursus lebih tinggi), tetapi juga mengoptimalkan beban kognitif (penurunan beban ekstrinsik) dan meningkatkan efisiensi waktu belajar. Keberhasilan *PPO* dalam konvergensi yang lebih cepat dan pencapaian *reward* kumulatif yang lebih tinggi menegaskan potensinya sebagai algoritma yang efektif untuk personalisasi kurikulum yang dinamis. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi metodologis dengan menyajikan kerangka kerja yang komprehensif untuk integrasi *CLT* dan *RL* dalam sistem pembelajaran adaptif. Dari sisi praktis, perancangan ini membuka peluang besar untuk pengembangan *platform* edukasi daring yang lebih cerdas dan responsif terhadap kebutuhan individual mahasiswa, yang pada akhirnya dapat meningkatkan kualitas dan efektivitas pendidikan perguruan tinggi.

REFERENSI

- Brusilovsky, P. (2012). Adaptive Hypermedia for Education and Training. In P. Durlach & A. Lesgold (Eds.), Adaptive Technologies for Training and Education. Cambridge University Press.
- González-Brenes, J., Huang, Y., & Brusilovsky, P. (2014). General features in knowledge tracing to model multiple subskills, temporal item response theory, and expert knowledge. In The 7th International Conference on Educational Data Mining.
- Paas, F., Renkl, A., & Sweller, J. (2003). Cognitive load theory and instructional design: Recent developments. *Educational Psychologist*.
- Mayer, R. E. (2010). Applying the Science of Learning to Multimedia Instruction. *In J. L. Plass, R. Moreno, & R. Brünken (Eds.), Cognitive Load Theory. Cambridge University Press.
- Mayer, R. E., & Moreno, R. (2010). Techniques That Reduce Extraneous Cognitive Load and Manage Intrinsic Cognitive Load during Multimedia Learning. Cambridge University.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Graves, A., Antonoglou, I., Wierstra, D., & Riedmiller, M. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*
- Siemens, G. (2005). "Connectivism: A Learning Theory for the Digital Age." *International Journal of Instructional Technology and Distance Learning*.
- Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., & Klimov, O. (2017). Proximal Policy Optimization Algorithms. arXiv preprint arXiv:1707.06347.

- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). Reinforcement Learning: An Introduction (2nd ed.). MIT Press.
- Sweller, J., van Merriënboer, J. J. G., & Paas, F. G. W. C. (1998). Cognitive architecture and instructional design. *Educational Psychology Review*, 10(3).
- Sweller, J. (2010). Cognitive Load Theory: Recent Theoretical Advances. In J. L. Plass, R. Moreno, & R. Brünken (Eds.), *Cognitive Load Theory* (pp. 29–47). Cambridge University Press.
- Wang, F., Zhang, L., Chen, X., Wang, Z., & Xu, X. (2020). Research on Personalized Learning Path Discovery Based on Differential Evolution Algorithm and Knowledge Graph. In J. He et al. (Eds.), *Data Science. ICDS 2019 (Communications in Computer and Information Science, vol. 1179)*. Springer Singapore.
- Watkins, C. J. C. H., & Dayan, P. (1992). *Q-learning*. Machine Learning, 2 Kluwer Academic Publishers, Boston. Manufactured in The Netherlands.