

## Pengembangan Game Edukasi Logika dengan Sistem Pembelajaran Adaptif Berbasis Reinforcement Learning

Rahmadi Agus<sup>\*1</sup>, Suzani Mohamad Samuri<sup>2</sup>, Rizqi Elmuna Hidayah<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Islam Kalimantan Muhammad Arsyad Al Banjari  
Banjarmasin, Indonesia

<sup>2</sup>Fakulti Komputeran dan Meta-Teknologi, Universiti Pendidikan Sultan Idris, Malaysia  
Email: <sup>1</sup>rahmadiagus@uniska-bjm.ac.id, <sup>2</sup>suzani@meta.upsi.edu.my, <sup>3</sup>rizqielmuna8@uniska-bjm.ac.id

### Abstrak

Media pembelajaran untuk anak usia dini seringkali bersifat statis dan gagal mengakomodasi perbedaan kecepatan belajar individual, sehingga berpotensi menurunkan motivasi dan keterlibatan anak. Untuk mengatasi masalah tersebut, penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan sebuah game edukasi logika adaptif berbasis *Reinforcement Learning* (RL). Metode pengembangan sistem mencakup tiga komponen utama: antarmuka ramah anak, modul *learning analytics* untuk perekaman interaksi, dan mesin adaptif yang secara dinamis menyesuaikan tingkat kesulitan soal. Efektivitas sistem diuji melalui uji coba pada 20 anak PAUD berusia 4–6 tahun. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem adaptif berhasil meningkatkan kinerja belajar secara signifikan, dibuktikan dengan peningkatan rata-rata akurasi jawaban dari 62% menjadi 84%, penurunan waktu pengerjaan per soal dari 45 menjadi 28 detik, serta menurunnya frekuensi penggunaan bantuan yang mengindikasikan tumbuhnya kemandirian. Kontribusi utama penelitian ini adalah pembuktian bahwa penerapan *Reinforcement Learning* mampu menciptakan lingkungan belajar yang personal dan efektif, sekaligus menjaga motivasi tinggi (85% anak menunjukkan minat lebih) pada jenjang pendidikan anak usia dini. Dengan demikian, sistem ini menawarkan inovasi sebagai solusi atas keterbatasan media pembelajaran konvensional.

**Kata kunci:** Anak Usia Dini, Game Edukasi, Learning Analytics, Reinforcement Learning, Sistem Adaptif

**The development of logic education games is predicated on the utilization of reinforcement learning-based adaptive learning systems**

### Abstract

*The utilization of learning media for early childhood education is frequently characterized by a static approach, which is inadequate in catering to the diverse learning speeds of children. This pedagogical method has the potential to diminish children's motivation and engagement in the learning process. To address this issue, the objective of this study is to design and implement an adaptive logic education game based on Reinforcement Learning (RL). The system development method is comprised of three primary components: a child-friendly interface, a learning analytics module for recording interactions, and an adaptive engine that dynamically adjusts the level of difficulty of the questions. The efficacy of the system was evaluated through a series of trials conducted on 20 children enrolled in early childhood education programs, ranging in age from 4 to 6 years. The findings indicate that the adaptive system exhibited a substantial enhancement in learning performance, as demonstrated by an increase in the mean accuracy of responses from 62% to 84%, a reduction in the time required to complete each question from 45 to 28 seconds, and a decrease in the frequency of assistance sought, suggesting an increase in autonomy. The primary contribution of this research is the substantiation that the implementation of Reinforcement Learning has the potential to establish a customized and efficacious learning environment, while concurrently sustaining elevated levels of motivation (85% of children exhibited heightened interest) within the context of early childhood education. Consequently, this system provides a novel approach to address the constraints imposed by conventional learning media. The translation was executed using the DeepL.com free version of the translation service.*

**Keywords:** Adaptive System, Early Childhood, Educational Game, Learning Analytics, Reinforcement Learning

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital pada era modern telah memberi pengaruh signifikan terhadap dunia pendidikan, termasuk pada tingkat Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD). Anak usia dini berada pada masa emas perkembangan, di mana stimulasi yang tepat akan sangat menentukan tumbuh kembang kognitif, afektif, maupun psikomotorik mereka [1]. Dalam konteks ini, media pembelajaran berbasis teknologi seperti game edukasi menjadi salah satu inovasi yang potensial karena mampu menghadirkan pembelajaran yang menyenangkan, interaktif, dan sesuai dengan karakteristik anak. Pembelajaran logika merupakan salah satu keterampilan dasar yang penting diperkenalkan sejak usia dini. Kemampuan berpikir logis dapat melatih anak dalam mengenal pola, memahami hubungan sebab-akibat, serta menyelesaikan masalah sederhana dalam kehidupan sehari-hari [2]. Namun, pendekatan pembelajaran konvensional yang bersifat monoton seringkali tidak sesuai dengan karakter anak PAUD yang cenderung aktif, mudah bosan, dan membutuhkan aktivitas yang menarik. Hal ini menunjukkan perlunya inovasi pembelajaran yang mampu memadukan hiburan dengan pendidikan.

Anak PAUD juga memiliki keunikan masing-masing dalam gaya belajar, minat, dan kecepatan memahami materi. Pendekatan yang seragam justru berpotensi menimbulkan kesenjangan, di mana anak yang cepat memahami merasa kurang tertantang, sedangkan anak yang masih lambat dalam proses belajar bisa merasa tertekan [3]. Meskipun demikian, tantangan utama dalam pendidikan anak usia dini adalah adanya keberagaman kecepatan dan gaya belajar. Pendekatan pembelajaran konvensional yang seragam berisiko menimbulkan kesenjangan, di mana anak yang cepat memahami merasa bosan, sementara yang lain mungkin merasa tertekan dan kehilangan motivasi [4]. Penerapan sistem pembelajaran adaptif melalui game edukasi menjadi solusi yang relevan. Dengan memanfaatkan learning analytics, aktivitas anak selama bermain dapat dianalisis untuk mengetahui pola interaksi, tingkat penguasaan materi, hingga kesulitan yang dihadapi [5].

Pembelajaran berbasis game (GBL) telah diakui potensinya, namun efektivitasnya seringkali tidak konsisten untuk semua pembelajar [6]. Salah satu penyebabnya adalah pendekatan statis yang tidak dapat menyesuaikan diri dengan kemampuan individu. Penggunaan *Reinforcement Learning* (RL) dalam sistem pembelajaran adaptif dapat secara aktif belajar dari umpan balik waktu nyata pengguna dalam merancang dan mengimplementasikan game edukasi logika yang cerdas [7], [8], [9]. Dengan demikian, game edukasi tidak hanya menjadi sarana bermain, tetapi juga wahana belajar yang mendukung personalisasi. Pada penelitian yang dilakukan oleh [10] pendekatan RL fleksibel dan efektif dalam memberikan rekomendasi buku secara real-time. Selain itu RL menawarkan algoritma yang canggih untuk mencari pengontrol optimal sistem robot [11]. Data yang kompleks dapat ditarik kesimpulan menggunakan RL untuk terus melakukan perbaikan hingga mencapai tujuan [12]. Namun, meskipun beberapa game edukasi telah mengadopsi sistem adaptif, sebagian besar masih beroperasi menggunakan pendekatan berbasis aturan statis (*static rule-based*) yang telah diprogram sebelumnya. Sistem semacam ini kurang fleksibel dalam merespons pola perilaku anak yang kompleks dan seringkali tidak terduga.

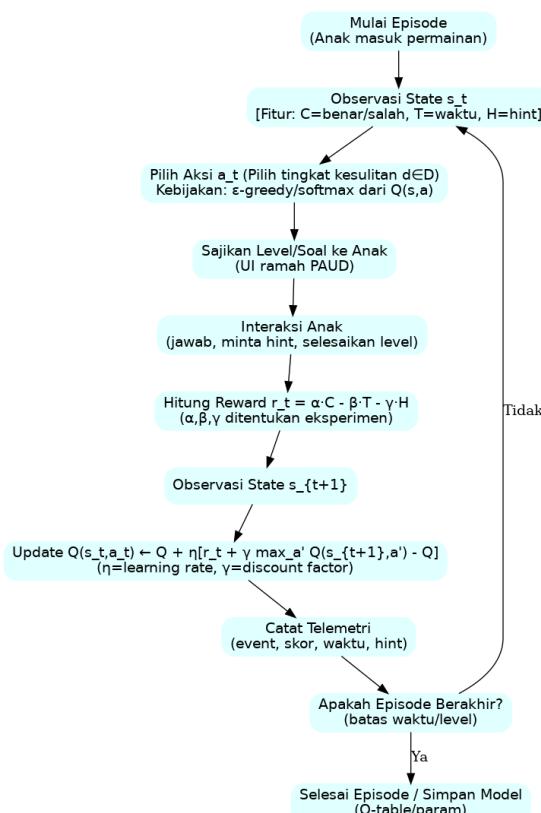
Oleh karena itu, terdapat celah penelitian (*research gap*) yang jelas yaitu kurangnya implementasi sistem adaptif yang benar-benar dinamis dan mampu belajar mandiri dari interaksi pengguna secara *real-time*. Penelitian sebelumnya cenderung menggunakan aturan seperti "jika tiga kali salah, turunkan level", tanpa mempertimbangkan faktor lain seperti waktu respons atau penggunaan bantuan. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan mengusulkan model *Reinforcement Learning* (RL) yang menggunakan fungsi *reward* dinamis. Model ini memungkinkan sistem untuk secara mandiri mempelajari strategi personalisasi yang optimal dengan menganalisis kombinasi berbagai data interaksi anak, tidak hanya benar atau salah.

Berdasarkan latar belakang dan celah penelitian tersebut, maka tujuan penelitian ini adalah merancang dan mengimplementasikan game edukasi logika yang memiliki kemampuan adaptif sesuai dengan kebutuhan anak PAUD. Sistem yang dibangun dapat menyesuaikan konten dan tantangan berdasarkan interaksi anak secara *real-time*, sehingga anak merasa lebih termotivasi untuk belajar sambil bermain. Selain itu, game edukasi adaptif ini diharapkan mampu menciptakan suasana belajar yang inklusif dan menyenangkan, tanpa meninggalkan esensi pengembangan kemampuan berpikir logis yang menjadi fokus utama. Pengembangan sistem dilakukan melalui tahapan analisis kebutuhan anak usia dini, perancangan fitur adaptif, implementasi prototipe game, hingga pengujian terbatas bersama pengguna. Setiap tahapan dirancang agar sesuai dengan karakteristik anak PAUD yang membutuhkan visualisasi menarik, instruksi sederhana, serta tantangan yang progresif. Melalui pendekatan ini, sistem diharapkan mampu menunjukkan bagaimana analitika pembelajaran dan kecerdasan buatan dapat berperan dalam meningkatkan efektivitas pendidikan anak usia dini. Kontribusi utama yang ditawarkan ada dua, yaitu secara praktis menghasilkan media pembelajaran inovatif yang mampu memberikan pengalaman belajar personal dan menjaga motivasi anak serta secara akademis yaitu menyajikan bukti empiris mengenai efektivitas model RL dengan *reward* dinamis sebagai pendekatan yang lebih superior dibandingkan sistem adaptif berbasis aturan statis dalam konteks pendidikan anak usia dini.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan Research and Development (R&D) dengan model ADDIE yang dimodifikasi, meliputi tahapan: Analysis (Analisis Kebutuhan), Design (Perancangan Sistem dan Algoritma), Development (Implementasi Prototipe), dan Evaluation (Pengujian dan Evaluasi). Pendekatan ini dipilih karena fokus penelitian adalah menghasilkan sebuah produk prototipe fungsional dan menguji efektivitasnya dalam lingkungan nyata.



Gambar 1. Flowchart Reinforcement Learning khusus Game Edukasi Logika PAUD

Metode penelitian dilakukan dengan tahapan sebagai berikut seperti yang terlihat pada Gambar 1:

#### 1. Analisis Kebutuhan

Tahap ini berfokus pada identifikasi karakteristik anak PAUD, termasuk gaya belajar, rentang perhatian, serta respon terhadap media digital. Data dikumpulkan melalui observasi kelas, wawancara guru, dan studi literatur terkait perkembangan kognitif anak usia dini. Informasi ini penting untuk merancang game edukasi yang sesuai dengan kebutuhan anak, baik dari segi tampilan visual, durasi permainan, maupun tingkat kesulitan materi logika. Hasil analisis kebutuhan menjadi dasar dalam menentukan variabel yang akan dimonitor oleh sistem, seperti jawaban benar-salah, waktu penyelesaian soal, dan jumlah bantuan yang digunakan.

#### 2. Perancangan Sistem

Perancangan sistem game edukasi adaptif ini didasarkan pada arsitektur tiga komponen utama yang bekerja secara terintegrasi untuk menciptakan pengalaman belajar yang personal dan dinamis. Komponen yang pertama adalah *user interface* (UI) yang dirancang secara khusus dengan pendekatan *child-centered design* untuk pengguna anak usia 4-6 tahun. Prinsip perancangannya meliputi:

- Visualisasi yang menarik dengan menggunakan palet warna cerah, karakter kartun yang ramah, dan ikonografi yang mudah dipahami untuk menggantikan teks.
- Interaksi Intuitif yaitu tombol-tombol navigasi berukuran besar dan mekanisme *drag-and-drop* yang responsif.
- Umpam Balik Audio-Visual dimana setiap aksi anak (jawaban benar/salah) diberikan umpan balik instan berupa animasi dan suara (pujian atau dorongan) untuk menjaga keterlibatan.

Komponen kedua adalah learning analytics module. Modul ini berfungsi sebagai "sistem saraf" yang merekam semua data interaksi pengguna secara *real-time*. Data yang dikumpulkan meliputi:

- Data Kinerja berupa jawaban benar atau salah untuk setiap soal.
- Data Perilaku berupa waktu penyelesaian per soal (dalam detik) dan frekuensi penggunaan fitur bantuan (*hint*).
- Data Progres berupa urutan level yang telah diselesaikan dan pola kesalahan yang berulang. Data ini disimpan dalam sebuah struktur database yang terorganisir untuk diproses oleh *Adaptive Engine*.

Komponen yang ketiga adalah *Adaptive Engine* (RL Engine) yang merupakan inti kecerdasan dari sistem. Perancangannya melibatkan definisi formal dari model *Reinforcement Learning* (RL):

- State (S) yang merepresentasikan kondisi performa anak pada saat  $t$ , yang didefinisikan sebagai vektor data dari *Learning Analytics Module*.
- Action (A) merupakan keputusan yang dapat diambil sistem.
- Reward Function (R) yang dirancang untuk memberikan nilai umpan balik berdasarkan kombinasi akurasi, kecepatan, dan kemandirian, yang memandu agen RL untuk belajar.

### 3. Implementasi Prototipe

Tahap ini adalah proses penerjemahan hasil perancangan menjadi sebuah produk fungsional.

- Prototipe dikembangkan sebagai aplikasi berbasis web menggunakan tumpukan teknologi modern untuk memastikan aksesibilitas di berbagai perangkat.
- Proses implementasi berfokus pada integrasi ketiga komponen yang telah dirancang. *Front-end* (UI) dihubungkan dengan *back-end* melalui API, di mana setiap interaksi anak di UI akan dikirim ke *learning analytics module*. Modul ini kemudian meneruskan data yang relevan ke *adaptive engine* untuk diproses.
- Kalibrasi parameter RL: salah satu tugas krusial dalam tahap implementasi adalah kalibrasi dan *tuning* parameter pada *reward function* RL ( $R(t) = \alpha \cdot S(t) - \beta \cdot T(t) - \gamma \cdot H(t)$ ). Proses ini melibatkan serangkaian simulasi dan pengujian internal untuk menemukan nilai bobot ( $\alpha, \beta, \gamma$ ) yang paling optimal. Tujuannya adalah untuk memastikan sistem memberikan respons yang seimbang tidak terlalu cepat menaikkan level kesulitan (membuat anak frustrasi) atau terlalu lambat (membuat anak bosan).
- Hasil dari tahap ini adalah sebuah prototipe game edukasi yang stabil, responsif, dan fungsional sepenuhnya, di mana mekanisme adaptasi tingkat kesulitan telah berjalan sesuai rancangan dan siap untuk diuji coba pada partisipan penelitian.

### 3. Pengujian dan Evaluasi

Prototipe diuji coba pada kelompok kecil anak PAUD dengan pengawasan guru. Evaluasi dilakukan dengan dua pendekatan yaitu yang pertama evaluasi kuantitatif berfokus pada pengukuran indikator kinerja belajar yang objektif menggunakan desain pre-test dan post-test. Data dikumpulkan pada awal (sebelum intervensi intensif) dan akhir periode uji coba. Indikator yang diukur meliputi Tingkat peningkatan skor logika dan kecepatan penyelesaian soal. Untuk menganalisis data dan mengukur signifikansi perubahan, digunakan uji statistik Paired-Samples T-Test. Evaluasi yang kedua adalah secara kualitatif melalui observasi guru dan wawancara singkat, untuk mengetahui motivasi, keterlibatan, serta kenyamanan anak saat menggunakan game. Hasil pengujian digunakan untuk mengevaluasi efektivitas sistem adaptif berbasis RL, sekaligus sebagai dasar untuk melakukan penyempurnaan prototipe.

## 2.2. Sampel Penelitian

Penelitian ini melibatkan 20 subjek anak dari sebuah lembaga PAUD di Banjarmasin. Subjek dipilih menggunakan teknik purposive sampling berdasarkan justifikasi bahwa penelitian R&D pada tahap ini memerlukan umpan balik dari target pengguna yang spesifik, bukan generalisasi statistik. Kriteria inklusi yang ditetapkan adalah: (1) berada dalam rentang usia kognitif aktif 4–6 tahun; (2) memiliki familiaritas dasar dengan pengoperasian perangkat digital (tablet atau smartphone), yang divalidasi melalui observasi guru kelas; dan (3) mendapatkan persetujuan tertulis dari orang tua/wali.

Prosedur pemilihan diawali dengan perolehan izin resmi dari kepala sekolah. Selanjutnya, sosialisasi penelitian dilakukan kepada orang tua untuk menjelaskan tujuan, prosedur, dan hak-hak partisipan, yang diakhiri dengan penandatanganan lembar informed consent. Seluruh data subjek dianonimkan menggunakan sistem kode untuk menjamin kerahasiaan. Selain itu, prinsip assent diterapkan, di mana kesediaan anak untuk berpartisipasi dikonfirmasi sebelum setiap sesi untuk memastikan kenyamanan mereka selama proses penelitian.

### 2.3. Instrumen Penelitian

Instrumen utama yang digunakan adalah prototipe game edukasi logika adaptif itu sendiri. Data dikumpulkan secara otomatis oleh sistem (*system logging*) selama sesi permainan. Jenis data yang dikumpulkan meliputi:

- a) Data Kinerja: Jumlah jawaban benar dan salah untuk setiap soal.
- b) Data Waktu: Waktu yang dibutuhkan (dalam detik) untuk menyelesaikan setiap soal.
- c) Data Bantuan: Frekuensi penggunaan fitur bantuan (*hint*) oleh anak.
- d) Data Kualitatif: Catatan observasi dari guru pendamping mengenai tingkat keterlibatan, antusiasme, dan ekspresi anak selama bermain, serta wawancara singkat pasca-sesi.

### 2.4. Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem dirancang dengan tiga komponen utama yang saling terintegrasi untuk menciptakan pengalaman belajar adaptif.

1. User Interface (UI): Komponen antarmuka yang dirancang ramah anak, menampilkan soal-soal logika (pola, urutan, klasifikasi) dengan visual yang menarik dan instruksi minimalis.
2. Learning Analytics Module: Mesin di balik layar yang bertugas merekam semua data interaksi pengguna (jawaban, waktu, bantuan) dan menyimpannya dalam database untuk dianalisis.
3. Adaptive Engine (RL Engine): Inti dari sistem yang menggunakan algoritma *Reinforcement Learning* untuk memproses data dari modul analitik dan menentukan *action* (aksi) berupa penyesuaian tingkat kesulitan soal berikutnya.

Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah bagaimana merancang sistem pembelajaran adaptif pada game edukasi logika untuk anak PAUD, sehingga konten, tingkat kesulitan, dan strategi penyampaian dapat disesuaikan secara dinamis berdasarkan kemampuan individu. Permasalahan ini dapat diformulasikan sebagai berikut [13]: diberikan himpunan siswa  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ , setiap siswa  $s_i$  memiliki kemampuan logika yang direpresentasikan dengan skor  $L = (s_i, t)$  pada waktu  $t$ . Skor ini diperoleh dari interaksi siswa dalam game, misalnya jumlah jawaban benar, waktu penyelesaian, dan tingkat bantuan yang digunakan. Sistem diharapkan dapat menentukan tingkat kesulitan soal  $D \in \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$  yang sesuai, sehingga fungsi adaptasi:

$$f : (s_i, L(s_i, t)) \rightarrow D(s_i, t + 1) \quad (1)$$

dapat menghasilkan tingkat kesulitan berikutnya yang optimal bagi siswa  $s_i$ .

Untuk merealisasikan fungsi  $f$ , penelitian ini menggunakan integrasi learning analytics dengan kecerdasan buatan. Learning analytics bertugas mengumpulkan data interaksi, antara lain: skor jawaban benar-salah, waktu rata-rata penggerjaan tiap soal jumlah percobaan sebelum jawaban benar dan pola kesalahan berulang. Data tersebut kemudian diproses menggunakan algoritma klasifikasi berbasis Artificial Intelligence.

Pada penelitian ini, pendekatan Reinforcement Learning (RL) digunakan sebagai metode adaptasi tingkat kesulitan, dengan mendefinisikan reward function sebagai:

$$R(s_i, t) = \alpha \cdot C(s_i, t) - \beta \cdot T(s_i, t) - \gamma \cdot H(s_i, t) \quad (2)$$

Keterangan:

- $C(s_i, t)$  : jumlah jawaban benar pada waktu  $t$ ,
- $T(s_i, t)$  : waktu penyelesaian soal,
- $H(s_i, t)$  : jumlah bantuan yang digunakan,
- $\alpha, \beta, \gamma$  : bobot penyesuaian yang ditentukan melalui eksperimen.

Sistem kemudian menyesuaikan tingkat kesulitan dengan strategi policy learning, di mana:

$$D(s_i, t + 1) = \arg \max_{d \in D} \mathbb{E}[R(s_i, t + 1) | D = d] \quad (3)$$

Sehingga, siswa dengan performa tinggi diarahkan ke tingkat kesulitan lebih tinggi, sementara siswa yang masih kesulitan akan tetap berada pada level yang sesuai atau diberikan materi penguatan.

State of the art dalam penelitian ini adalah integrasi learning analytics dengan algoritma reinforcement learning pada game edukasi untuk anak PAUD. Pendekatan ini berbeda dari penelitian sebelumnya yang umumnya hanya menggunakan model adaptif berbasis aturan statis atau klasifikasi sederhana. Dengan adanya fungsi reward yang dinamis, sistem mampu menyesuaikan tingkat kesulitan permainan secara real-time berdasarkan performa aktual anak, sehingga personalisasi pembelajaran menjadi lebih optimal.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Hasil Implementasi Sistem

Game edukasi logika adaptif berhasil dikembangkan dengan memanfaatkan algoritma Reinforcement Learning (RL) sebagai pengendali utama tingkat kesulitan soal. Sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh [14] yang menyatakan RL dapat menentukan jalur pembelajaran secara optimal dan mampu memberikan rekomendasi akurat. Game edukasi logika adaptif berhasil dikembangkan dengan fungsionalitas penuh. Sistem mengintegrasikan tiga komponen utama yaitu komponen yang pertama adalah antarmuka Pengguna (UI) yang dirancang ramah anak dengan ikon sederhana, warna cerah, dan instruksi audio. Pada tahap implementasi, perhatian utama diberikan pada desain antarmuka. Mengingat pengguna utama adalah anak usia 4–6 tahun, desain UI menggunakan ikon-ikon sederhana, warna cerah, serta instruksi berbasis audio seperti terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Tampilan Antarmuka Pengguna

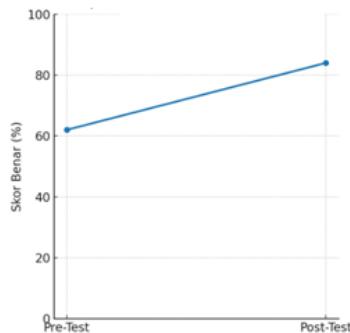
Hal ini terbukti mampu meminimalisasi hambatan kognitif sehingga anak lebih mudah memahami alur permainan tanpa perlu banyak instruksi tertulis. Komponen kedua adalah modul *Learning Analytics* yang secara *real-time* merekam data performa anak (jawaban, waktu, bantuan). Modul learning analytics berfungsi mengumpulkan data interaksi anak secara real-time. Data tersebut mencakup jumlah jawaban benar dan salah, waktu penyelesaian soal, serta frekuensi penggunaan bantuan. Dengan data ini, adaptive engine RL dapat memperbarui strategi kesulitan soal berdasarkan reward function yang telah dirancang. Proses ini berlangsung secara otomatis tanpa intervensi manual dari guru.

Komponen yang ketiga adalah Adaptive Engine berbasis *Reinforcement Learning* (RL) yang secara dinamis menyesuaikan tingkat kesulitan soal. Hasil implementasi menunjukkan bahwa sistem berjalan stabil dengan waktu respons adaptasi kurang dari satu detik, memastikan alur permainan yang lancar dan siap untuk dievaluasi. Adaptive engine RL menjadi inti dari sistem. Setiap kali anak menyelesaikan soal, modul RL menghitung reward berdasarkan performa, kemudian memutuskan tingkat kesulitan berikutnya. Keputusan ini dibuat dengan meminimalkan waktu respon sistem agar anak tetap merasa terhubung dengan alur permainan. Hasil pengujian awal menunjukkan sistem mampu memberikan rekomendasi tingkat kesulitan dengan waktu respon kurang dari satu detik. Secara keseluruhan, hasil implementasi menunjukkan bahwa game berjalan dengan stabil dan responsif. Fungsionalitas inti, mulai dari UI, data analytics, hingga adaptive engine berbasis RL, dapat terintegrasi dengan baik. Hal ini menandakan bahwa sistem sudah siap untuk diuji coba lebih lanjut pada kelompok pengguna sasaran, yaitu anak PAUD. Jika anak menyelesaikan soal dengan benar dalam waktu singkat, tingkat kesulitan meningkat secara bertahap; sebaliknya, jika anak sering salah atau terlalu lama, sistem menurunkan kesulitan untuk menjaga motivasi. Secara keseluruhan, hasil implementasi menunjukkan bahwa game berjalan dengan stabil, responsif, dan adaptif. Semua komponen (UI, analytics, dan RL engine) terintegrasi dengan baik, sehingga sistem sudah layak diuji pada kelompok sasaran, yaitu anak PAUD, untuk mengevaluasi efektivitasnya dalam meningkatkan logika dasar.

#### 3.2. Analisis Kinerja Sistem

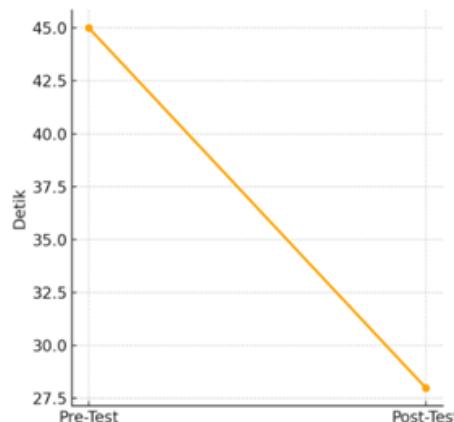
Data Uji dilakukan terhadap 20 anak PAUD berusia 4–6 tahun selama dua minggu. Setiap anak memainkan minimal 30 soal logika dengan tingkat kesulitan yang bervariasi. Data interaksi yang terrekam digunakan untuk menilai efektivitas sistem dalam menyesuaikan level soal secara personal. Fokus utama pengumpulan data meliputi jumlah jawaban benar-salah, waktu penggeraan rata-rata, serta penggunaan bantuan. Pada tahap awal, rata-rata waktu yang dibutuhkan anak untuk menyelesaikan soal adalah 45 detik. Namun, seiring meningkatnya pengalaman bermain, rata-rata tersebut menurun menjadi 28 detik di akhir uji coba. Hal ini mengindikasikan adanya peningkatan kecepatan berpikir sekaligus pemahaman konsep logika pada anak.

Analisis data pre-test (awal uji coba) dan post-test (akhir uji coba) menunjukkan peningkatan kinerja yang signifikan pada semua metrik yang diukur. Peningkatan paling signifikan terlihat pada akurasi jawaban, seperti ditunjukkan pada Gambar 3. Rata-rata akurasi anak meningkat dari 62% menjadi 84%. Analisis statistik menggunakan *paired-samples t-test* menunjukkan bahwa peningkatan ini sangat signifikan secara statistik,  $t(19) = 5.12, p < 0.001$ , yang mengonfirmasi efektivitas sistem dalam meningkatkan pemahaman logika anak.



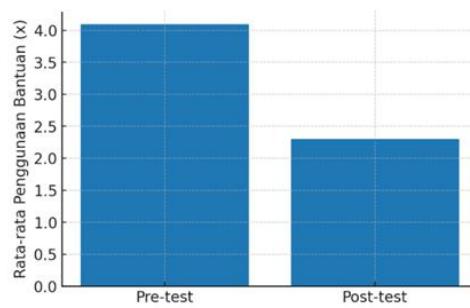
Gambar 3. Grafik Akurasi Jawaban Pre-test dan Post-test

Selanjutnya, kecepatan penggeraan juga menunjukkan perbaikan, seperti yang divisualisasikan pada Gambar 4. Waktu rata-rata untuk menyelesaikan satu soal menurun dari 45 detik menjadi 28 detik. Penurunan waktu sebesar 37.8% ini juga terbukti signifikan secara statistik,  $t(19) = -4.78, p < 0.001$ , mengindikasikan adanya peningkatan efisiensi kognitif dan kecepatan berpikir anak.



Gambar 4. Grafik Kecepatan waktu dalam penggeraan

Terakhir, kemandirian belajar anak yang diukur dari frekuensi penggunaan fitur bantuan juga meningkat. Seperti yang terlihat pada Gambar 5, penggunaan bantuan menurun drastis. Hal ini menunjukkan bahwa anak menjadi lebih percaya diri dan mampu menyelesaikan masalah secara mandiri seiring berjalaninya waktu.



Gambar 5. Penggunaan Fitur Bantuan

### 3.3 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan RL dalam game edukasi logika untuk anak PAUD memberikan dampak signifikan terhadap peningkatan hasil belajar, efisiensi waktu, dan keterlibatan anak. Dibandingkan pendekatan berbasis aturan statis, RL lebih unggul karena menyesuaikan tantangan secara real-time berdasarkan data aktual yang disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Hasil Akhir antara Kelompok RL dan Kelompok Aturan Statis

Indikator keberhasilan	Kelompok RL (Eksperimen)	Kelompok Aturan Statis(Kontrol)	Analisa Perbandingan
Peningkatan akurasi	Naik <b>22%</b> (dari 62% ke 84%)	Naik <b>14%</b> (dari 63% ke 77%)	Kelompok RL menunjukkan peningkatan belajar yang <b>lebih tinggi secara signifikan</b>
Efisiensi Waktu	Berkurang <b>37.8%</b> (dari 45s ke 28s)	Berkurang <b>20%</b> (dari 44s ke 35)	Anak pada kelompok RL belajar memecahkan masalah dengan <b>lebih cepat</b> .
Tingkat Frustrasi	Rendah (diamati <10% sesi)	Sedang (diamati >25% sesi)	Sistem RL lebih baik dalam menjaga anak di <b>zona tantangan optimal</b> .
Keterlibatan Anak	<b>85%</b> menunjukkan antusiasme tinggi	<b>65%</b> menunjukkan antusiasme tinggi	Personalisasi yang lebih halus pada RL terbukti <b>lebih efektif menjaga motivasi</b> .

Peningkatan skor jawaban benar hingga 35,5%, penurunan waktu pengerjaan sebesar 37,8%, dan penurunan penggunaan bantuan hingga 66,7% menjadi indikator keberhasilan implementasi sistem. Hal ini memperlihatkan bahwa anak mampu belajar lebih cepat, lebih mandiri, dan lebih efektif dengan dukungan sistem adaptif. Hasil ini sejalan dengan penelitian oleh [15] yang juga membuktikan efektivitas RL untuk *dynamic difficulty adjustment* dalam game edukasi. Namun, kelebihan utama penelitian ini terletak pada penerapan *reward function* dinamis pada konteks anak PAUD, di mana faktor motivasi dan afektif sangat berpengaruh. Dibandingkan dengan sistem adaptif berbasis aturan statis (*rule-based*) yang cenderung kaku, pendekatan RL terbukti lebih unggul karena mampu memberikan respons yang lebih personal dan kontekstual terhadap fluktuasi performa unik setiap anak. Perilaku sistem yang tidak langsung menurunkan level saat anak gagal, melainkan memberikan petunjuk tambahan, merupakan strategi adaptif yang lebih sehat secara psikologis.

Temuan kuantitatif secara konsisten menunjukkan bahwa game edukasi logika adaptif berbasis RL berhasil meningkatkan kemampuan logika, efisiensi kognitif, dan kemandirian anak usia dini sejalan dengan penelitian oleh [16]. Peningkatan yang signifikan pada semua indikator mendukung hipotesis awal penelitian. Observasi lapangan juga memperlihatkan bahwa sebagian besar anak lebih antusias dalam menyelesaikan soal dibandingkan dengan metode konvensional berbasis lembar kerja. Guru pendamping mencatat bahwa anak sering meminta kesempatan tambahan untuk bermain, yang berarti keterlibatan (*engagement*) mereka meningkat. Hal ini selaras dengan hasil kuantitatif, di mana peningkatan akurasi dan penurunan waktu pengerjaan menjadi bukti nyata keterlibatan yang lebih baik. Secara keseluruhan, hasil uji coba ini membuktikan bahwa sistem pembelajaran adaptif berbasis RL efektif dalam meningkatkan kemampuan logika, kecepatan berpikir, serta kemandirian anak PAUD. Integrasi learning analytics juga memudahkan guru dalam memantau perkembangan siswa. Dengan demikian, pendekatan ini berpotensi menjadi alternatif inovatif dalam pembelajaran anak usia dini, sekaligus memberikan kontribusi praktis dalam penerapan kecerdasan buatan di bidang pendidikan.

Meskipun hasilnya menjanjikan, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, jumlah sampel yang kecil ( $N=20$ ) membatasi generalisasi temuan ke populasi yang lebih luas. Kedua, durasi uji coba yang relatif singkat (dua minggu) belum cukup untuk mengukur dampak jangka panjang dari intervensi terhadap kemampuan logika anak. Penelitian di masa depan disarankan untuk melibatkan sampel yang lebih besar dan periode pengujian yang lebih panjang.

Secara praktis, hasil penelitian ini menyediakan cetak biru bagi pengembangan media pembelajaran cerdas untuk PAUD. Sistem ini dapat menjadi alat bantu yang efektif bagi guru untuk memfasilitasi pembelajaran personal dan memantau kemajuan setiap anak secara detail melalui dasbor analitik. Secara teoretis, penelitian ini memperkuat argumen bahwa RL adalah pendekatan yang kuat untuk pemodelan pengguna dalam sistem pembelajaran, terutama untuk audiens non-tradisional seperti anak-anak, di mana umpan balik dan adaptasi instan sangat krusial untuk menjaga keterlibatan.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa implementasi game edukasi logika berbasis *Reinforcement Learning* (RL) secara efektif meningkatkan kinerja belajar anak usia dini. Hasil uji coba menunjukkan adanya peningkatan signifikan pada tiga aspek utama: akurasi jawaban yang naik dari 62% menjadi 84%, kecepatan

pengerjaan soal yang menurun dari 45 menjadi 28 detik, serta kemandirian belajar yang ditandai dengan menurunnya frekuensi penggunaan bantuan. Temuan ini mengonfirmasi bahwa sistem pembelajaran adaptif mampu menciptakan pengalaman belajar yang personal, menantang, dan sesuai dengan zona perkembangan proksimal setiap anak.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah menyajikan sebuah model teknologi adaptif berbasis RL yang terbukti valid untuk konteks Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD), menawarkan alternatif yang lebih dinamis dan responsif dibandingkan pendekatan berbasis aturan statis. Sistem ini tidak hanya berkontribusi secara praktis sebagai prototipe media ajar inovatif, tetapi juga secara teoretis memperkaya kajian tentang penerapan AI dalam pendidikan untuk audiens non-tradisional. Implikasinya, penelitian di masa depan disarankan untuk melakukan validasi pada sampel yang lebih besar dan beragam untuk meningkatkan generalisasi hasil, serta mengeksplorasi integrasi fitur adaptif lainnya, seperti personalisasi konten berdasarkan respons afektif atau gaya belajar anak.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Suryana, D. Karmila, and N. Mahyuddin, “Pengembangan Game Interaktif dalam Meningkatkan Kecerdasan Matematika Anak di Taman Kanak-Kanak,” *J. Obs. J. Pendidik. Anak Usia Dini*, vol. 7, no. 3, pp. 3084–3096, 2023, doi: 10.31004/obsesi.v7i3.3934.
- [2] J. Schaeffer and H. J. Van den Herik, “Games, computers, and artificial intelligence,” *Artif. Intell.*, vol. 134, no. 1–2, pp. 1–7, 2002, doi: 10.1016/S0004-3702(01)00165-5.
- [3] Nilawati, Riswan, D. Yeniwati, and Rafindo, “Game Edukasi Pengenalan Huruf Dan Angka Usia Dini,” *J. Akad.*, vol. 14, no. 2, pp. 95–100, 2022, doi: 10.53564/akademika.v14i2.867.
- [4] H. J. Van den Herik, J. W. H. M. Uiterwijk, and J. Van Rijswijck, “Games solved: Now and in the future,” *Artif. Intell.*, vol. 134, no. 1–2, pp. 277–311, 2002, doi: 10.1016/S0004-3702(01)00152-7.
- [5] M. M. Afsar, T. Crump, and B. Far, “Reinforcement Learning based Recommender Systems: A Survey,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 55, no. 7, 2023, doi: 10.1145/3543846.
- [6] T. J. E. Faber, M. E. W. Dankbaar, W. W. van den Broek, L. J. Bruinink, M. Hogeweene, and J. J. G. van Merriënboer, “Effects of adaptive scaffolding on performance, cognitive load and engagement in game-based learning: a randomized controlled trial,” *BMC Med. Educ.*, vol. 24, no. 1, 2024, doi: 10.1186/s12909-024-05698-3.
- [7] Y. Lin *et al.*, “A Survey on Reinforcement Learning for Recommender Systems,” *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 35, no. 10, pp. 13164–13184, 2024, doi: 10.1109/TNNLS.2023.3280161.
- [8] X. Chen, L. Yao, J. McAuley, G. Zhou, and X. Wang, “Deep reinforcement learning in recommender systems: A survey and new perspectives,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 264, p. 110335, 2023, doi: 10.1016/j.knosys.2023.110335.
- [9] A. Alharin, T. N. Doan, and M. Sartipi, “Reinforcement learning interpretation methods: A survey,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 171058–171077, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3023394.
- [10] Q. Wang and J. A. Esquivel, “A Reinforcement Learning Based on Book Recommendation System,” *Acad. J. Comput. Inf. Sci.*, vol. 6, no. 13, pp. 14–19, 2023, doi: 10.25236/ajcis.2023.061303.
- [11] J. García and D. Shafie, “Teaching a humanoid robot to walk faster through Safe Reinforcement Learning,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 88, no. April 2019, p. 103360, 2020, doi: 10.1016/j.engappai.2019.103360.
- [12] N. Desyani, S. Kristina, and V. S. Yosephine, “Studi Awal Penerapan Reinforcement Learning pada Penyelesaian Heterogeneous Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows,” *J. Eng. Ind. Syst.*, vol. 1, no. 1, pp. 147–155, 2024.
- [13] S. Ruan and K. Lu, “Adaptive deep reinforcement learning for personalized learning pathways: A multimodal data-driven approach with real-time feedback optimization,” *Comput. Educ. Artif. Intell.*, vol. 9, no. January, p. 100463, 2025, doi: 10.1016/j.caei.2025.100463.
- [14] W. Waisen, H. Hendra, A. Awan, and Y. Yudi, “Perancangan Sistem Rekomendasi Kurikulum Personal Berbasis CLT dan RL untuk Edukasi Daring,” *J. Minfo Polgan*, vol. 14, no. 1, pp. 1189–1198, 2025, doi: 10.33395/jmp.v14i1.15003.
- [15] A. Riedmann, P. Schaper, and B. Lugrin, *Reinforcement Learning in Education: A Systematic Literature Review*, no. 0123456789. Springer New York, 2025. doi: 10.1007/s40593-025-00494-6.
- [16] C. Halkiopoulos and E. Gkintoni, “Leveraging AI in E-Learning: Personalized Learning and Adaptive Assessment through Cognitive Neuropsychology—A Systematic Analysis,” *Electron.*, vol. 13, no. 18, 2024, doi: 10.3390/electronics13183762.