INDOTERA Vo.2 No.1, 29-36 (2026)
e-ISSN : 3110-3316 | p-ISSN : 3110-3766

INDOTERA
Indonesian Dissemination of Engineering and Applied Technology Research Applications

Evaluasi Sistem Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) pada Game RPG Berbasis Multi-Armed Bandit (MAB)

Muh Zidan Arif Saputra [1*], Amru Dzaky Ramadhan[2], Azizan Barra[3]
[1,2] Program Studi D3 Teknik Informatika, Sekolah Vokasi, Universitas Sebelas Maret (UNS)
[3] Tokodata Indonesia
*Co-author: arifzidan617@student.uns.ac.id

Informasi Artikel

Tanggal:
Dikirim : 28 Juni 2025
Direvisi : 20 Oktober 2025
Diterima : 30 Januari 2026

Kata Kunci:
Penyesuaian Kesulitan Dinamis, Multi-Armed Bandit, Game RPG, ε-Greedy, UCB, Thompson Sampling, Pemain vs Lingkungan

Keyword:
Dynamic Difficulty Adjustment, Multi-Armed Bandit, Game RPG, ε-Greedy, UCB, Thompson Sampling, PvE.

Abstrak

Keseimbangan tingkat kesulitan merupakan faktor krusial dalam menjaga keterlibatan dan kenyamanan pemain pada permainan digital. Tingkat kesulitan yang terlalu rendah berpotensi menurunkan minat bermain karena sifatnya yang monoton, sementara tingkat kesulitan yang terlalu tinggi dapat memicu rasa frustrasi dan berujung pada penurunan pengalaman bermain. Untuk menjawab tantangan tersebut, pendekatan penyesuaian kesulitan secara dinamis atau Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) banyak diadopsi sebagai mekanisme adaptif dalam pengembangan permainan modern. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengevaluasi sistem DDA berbasis algoritma Multi-Armed Bandit (MAB) pada permainan Role-Playing Game (RPG) pemain tunggal. Sistem yang dikembangkan mampu menentukan tingkat kesulitan secara adaptif dengan mempertimbangkan performa pemain secara waktu nyata (real-time). Proses penelitian dilakukan melalui perancangan simulasi mesin pertarungan antara pemain dan musuh (monster) yang memiliki atribut dinamis, meliputi kesehatan (health), kekuatan serangan (attack), dan pertahanan (defense). Empat varian algoritma MAB diterapkan dalam penelitian ini, yaitu ε-greedy, Upper Confidence Bound (UCB1), Asymptotically Optimal UCB, dan Thompson Sampling. Setiap algoritma diuji dalam skenario Player versus Environment (PvE) dengan rentang 100 hingga 200 ronde permainan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh algoritma MAB mampu mengidentifikasi tingkat kesulitan yang mendekati kondisi optimal. Algoritma Thompson Sampling dan UCB memperlihatkan performa paling konsisten, dengan rata-rata tingkat kemenangan pemain melampaui 55% pada 150 ronde, mendekati nilai ideal sebesar 50% yang merepresentasikan kondisi flow dalam pengalaman bermain. Dibandingkan dengan pendekatan berbasis deep learning, metode MAB memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi, kemampuan adaptasi secara daring, serta transparansi dalam proses pengambilan

keputusan. Dengan karakteristik tersebut, sistem DDA berbasis MAB dinilai sebagai solusi yang ringan, praktis, dan mudah diintegrasikan ke dalam permainan RPG tanpa memerlukan data pelatihan awal dalam jumlah besar. Penelitian ini merekomendasikan penerapan DDA pada permainan pemain tunggal sebagai strategi adaptif yang efektif untuk meningkatkan kualitas pengalaman bermain serta mempertahankan retensi pemain dalam jangka panjang.

Abstract

Maintaining an appropriate balance of difficulty is a critical factor in sustaining player engagement in digital games. A difficulty level that is too low tends to reduce player interest due to monotony, whereas excessive difficulty may lead to frustration and negatively affect the overall gameplay experience. To address this challenge, Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) has emerged as an adaptive approach that enables games to adjust their difficulty levels in response to player performance. This study aims to design and evaluate a DDA system based on the Multi-Armed Bandit (MAB) algorithm for a single-player Role-Playing Game (RPG). The proposed system dynamically selects difficulty levels by continuously analyzing player performance in real time. The research is conducted through the development of a combat simulation engine involving interactions between players and enemies (monsters) with dynamic attributes, including health, attack, and defense parameters. Four MAB algorithm variants are implemented and evaluated, namely ε-greedy, Upper Confidence Bound (UCB1), Asymptotically Optimal UCB, and Thompson Sampling. Each algorithm is tested in a Player versus Environment (PvE) scenario over 100 to 200 combat rounds. The evaluation results indicate that all MAB-based approaches can identify near-optimal difficulty levels. Among them, Thompson Sampling and UCB demonstrate the most stable performance, achieving an average player win rate exceeding 55% after 150 rounds, which closely aligns with the ideal 50%-win rate associated with maintaining gameplay flow.Compared to deep learning–based methods, the proposed MAB-based DDA system offers notable advantages in terms of computational efficiency, online adaptability, and decision-making transparency. These characteristics make the approach lightweight, practical, and suitable for integration into RPGs without requiring large amounts of pre-training data. Consequently, this study recommends the adoption of MAB-based DDA mechanisms in single-player games as an effective adaptive strategy to enhance player experience and support long-term player retention.

1. PENDAHULUAN

Dalam industri permainan digital kontemporer, kualitas pengalaman bermain (gameplay experience) menjadi faktor determinan dalam mempertahankan keterlibatan serta retensi pemain. Salah satu permasalahan fundamental dalam perancangan permainan adalah penentuan tingkat kesulitan yang proporsional dengan kemampuan pemain. Tingkat kesulitan yang terlalu rendah berpotensi menurunkan minat bermain akibat kurangnya tantangan, sementara tingkat kesulitan yang berlebihan dapat memicu frustrasi dan mendorong pemain untuk menghentikan permainan [3]. Kondisi tersebut menuntut adanya mekanisme adaptif yang mampu menjaga keseimbangan antara tantangan dan kemampuan pemain, sehingga pengalaman bermain tetap berada pada kondisi optimal yang dikenal sebagai flow.

Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) merupakan pendekatan adaptif yang dirancang untuk menyesuaikan tingkat kesulitan permainan secara dinamis berdasarkan performa pemain dalam waktu nyata [1]. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa penerapan DDA mampu meningkatkan keterlibatan pengguna serta kualitas pengalaman bermain pada berbagai genre permainan, mulai dari permainan kasual, edukatif, hingga kompetitif [2]. Salah satu pendekatan yang dinilai efektif dan efisien dalam mengimplementasikan DDA adalah metode Multi-Armed Bandit (MAB), yang secara sistematis menyeimbangkan proses eksplorasi dan eksploitasi guna menentukan tingkat kesulitan yang paling sesuai.

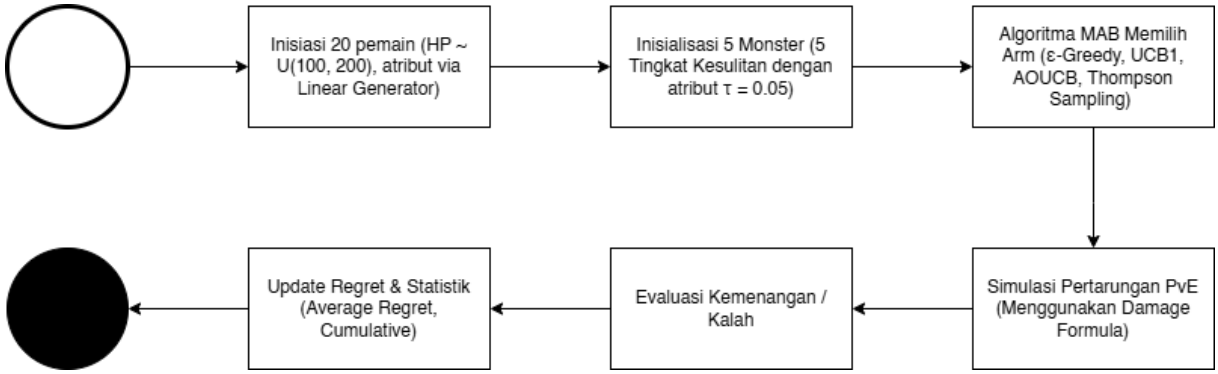
Meskipun kajian terkait DDA telah banyak dilakukan, sebagian besar penelitian masih terfokus pada permainan kompetitif atau permainan dengan kecerdasan buatan sebagai lawan utama [3]. Penelitian ini secara khusus diarahkan pada pengembangan dan evaluasi sistem DDA berbasis MAB dalam permainan Role-Playing Game (RPG) pemain tunggal, dengan skenario Player versus Environment (PvE). Sistem yang dikembangkan bertujuan mengoptimalkan tingkat tantangan dalam mekanisme pertarungan antara pemain dan musuh (monster) yang memiliki atribut dinamis, seperti serangan dan pertahanan.

Adapun tujuan penelitian ini meliputi: (1) mengembangkan sistem DDA berbasis MAB pada permainan RPG dengan skenario PvE; (2) mengevaluasi efektivitas beberapa varian algoritma MAB, yaitu ε-greedy, Upper Confidence Bound (UCB), Asymptotically Optimal UCB (AOUCB), dan Thompson Sampling, dalam menyesuaikan tingkat kesulitan permainan; serta (3) menganalisis kinerja sistem DDA dalam menjaga keseimbangan gameplay dari aspek tantangan dan keterlibatan pemain. Penelitian ini memiliki signifikansi baik dari sisi akademik maupun praktis. Secara akademik, studi ini berkontribusi dalam memperkaya literatur mengenai sistem penyesuaian kesulitan dinamis dengan pendekatan Multi-Armed Bandit, khususnya pada permainan RPG pemain tunggal. Secara praktis, hasil penelitian ini dapat dijadikan referensi bagi pengembang permainan dalam merancang sistem kesulitan yang adaptif, efisien, dan ramah pengguna. Pendekatan MAB yang digunakan menawarkan solusi komputasi ringan tanpa kebutuhan data pelatihan awal dalam jumlah besar, sehingga relevan untuk diintegrasikan pada permainan berskala kecil (indie) maupun berskala besar (AAA). Penelitian ini menggunakan pendekatan studi pustaka dan simulasi berbasis data sekunder. Sistem Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) dikembangkan dalam konteks permainan RPG single player dengan skenario Player versus Environment (PvE). Dalam simulasi ini, pemain bertarung melawan musuh dengan atribut dinamis, dan tingkat kesulitan ditentukan secara adaptif menggunakan algoritma Multi-Armed Bandit (MAB). Empat algoritma utama diuji dalam penelitian ini, yaitu: ε-Greedy, Upper Confidence Bound (UCB), Asymptotically Optimal UCB (AOUCB), dan Thompson Sampling. Evaluasi kinerja sistem dilakukan dengan mengukur persentase kemenangan pemain (win rate) serta kestabilan performa sistem dalam sejumlah percobaan (100 hingga 200 ronde), dengan acuan pada data eksperimen dari Shen (2024) dan referensi terkait lainnya.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode studi literatur dan pendekatan kuantitatif berbasis simulasi. Sistem Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) dikembangkan dan dievaluasi dalam konteks game RPG single-player berbasis Player versus Environment (PvE). Penyesuaian kesulitan dilakukan secara real-time berdasarkan performa pemain menggunakan algoritma Multi-Armed Bandit (MAB).

Studi ini tidak mengembangkan game secara nyata, namun menyimulasikan sistem DDA berdasarkan arsitektur dan eksperimen dari penelitian sebelumnya [1], [2]. Hasil pengujian dikaji secara komparatif terhadap kinerja beberapa algoritma MAB.



Gambar.1 **Flowchart Penelitian**

Diagram tersebut menggambarkan alur metode penelitian untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) berbasis Multi-Armed Bandit (MAB) pada permainan RPG single-player dengan skenario Player versus Environment (PvE). Penjelasannya sebagai berikut. Dari alur penelitian di gambar 1, sistem terdiri dari tiga komponen utama:

a. Simulasi pertempuran PvE antara pemain dan monster dengan parameter: HP, ATK, dan DEF.
b. DDA Agent yang menggunakan algoritma MAB untuk memilih tingkat kesulitan musuh.
c. Evaluasi terhadap performa pemain (misalnya win rate, jumlah ronde, dan adaptasi kesulitan).

3. TINJAUAN PUSTAKA

Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) sudah menjadi fokus intens di penelitian game untuk meningkatkan pengalaman pemain. Di bawah ini adalah tiga studi relevan yang mengembangkan sistem DDA dengan pendekatan berbeda:

a. Shen (2024): Tongle Shen, "Adaptive Game Mechanics: Leveraging Multi-Armed Bandits for Dynamic Difficulty Adjustment", ECNU, 2024. Shen membangun numerical game engine lengkap—dengan damage calculator dan generator atribut linear—mengaplikasikan empat algoritma MAB (ε-Greedy, UCB1, AOUCB, Thompson Sampling). Outputnya berupa metrik cumulative regret dan average regret berdasarkan simulasi 20 pemain dalam 5 tingkat kesulitan.
b. Ben Or et al. (2021): D. Ben Or, M. Kolomenkin, G. Shabat, "DL-DDA: Deep Learning based Dynamic Difficulty Adjustment with UX and Gameplay constraints", arXiv, 2021.

Mereka mengembangkan sistem DDA berbasis deep neural network yang diuji terhadap 200.000 pemain nyata. Sistem ini menghasilkan peningkatan UX signifikan (>heuristic rule-based) dan memiliki struktur loss khusus untuk menjaga kestabilan gameplay.

c. Fuchs et al. (2024): R. Fuchs, R. Gieseke, A. Dockhorn, "Personalized Dynamic Difficulty Adjustment – Imitation Learning Meets Reinforcement Learning", IEEE Conference, 2024.

Penelitian ini menciptakan framework adaptif dua agen: satu meniru perilaku pemain dan satu lagi dilatih untuk menantang si peniru. Prototipe-nya diuji pada game kompetisi fighting, menunjukkan pengalaman bermain yang lebih memuaskan.

Tabel.1 Perbandingan Referensi

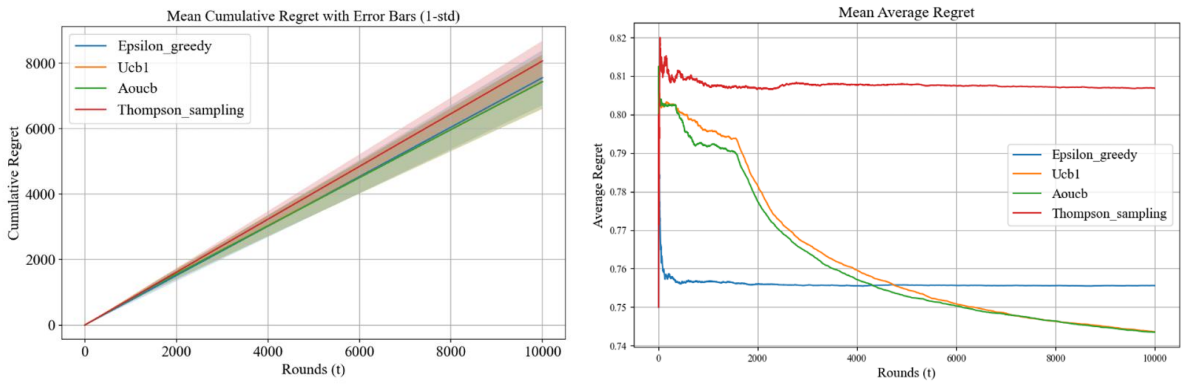
No	Peneliti/Judul/Tahun	Permasalahan	Metode	Hasil
1	Shen/Adaptive Game Mechanics: Leveraging Multi-Armed Bandits for Dynamic Difficulty Adjustment/2024/ECNU	Game RPG membutuhkan penyesuaian kesulitan real-time dengan efisiensi komputasi tinggi	Engine simulasi + MAB (ε-Greedy, UCB1, AOUCB, Thompson)	Semua MAB stabil dengan average regret <0.82 & durasi >150 ronde
2	Moon & Seo/Dynamic Difficulty Adjustment via Fast User Adaptation/2020/arXiv	Rule-based DDA kurang adaptif untuk beragam profil pemain	Deep Neural Network + UX-constrained loss	Mengungguli heuristik & mencapai UX optimal pada 200.000 pemain
3	Fuchs et al./Personalized Dynamic Difficulty Adjustment – Imitation Learning Meets Reinforcement Learning/2024/IEEE	DDA generik sering tidak mempertimbangkan perilaku terkini pemain	Imitation Learning + RL (dua agen)	Demo menunjukkan peningkatan kepuasan pemain dalam game fighting kompetitif

Ketiga penelitian yang disajikan pada Tabel 1 memiliki kesamaan utama yaitu sama-sama menghasilkan sistem Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) yang telah diuji secara empiris. Meskipun demikian, terdapat perbedaan mendasar dalam pendekatan metode, konteks aplikasi, dan fokus evaluasi. Penelitian oleh Shen (2024) memiliki kontribusi paling relevan terhadap studi ini karena menggunakan pendekatan Multi-Armed Bandit (MAB) dalam bentuk engine simulasi untuk game RPG single-player berbasis PvE. Pendekatan ini memungkinkan pengujian yang terukur melalui metrik seperti cumulative regret dan average regret, serta menghasilkan data yang stabil dari 20 pemain simulasi dalam 5 tingkat kesulitan. Sementara itu, penelitian Moon & Seo (2020) menyoroti pentingnya kecepatan adaptasi dalam DDA dengan pendekatan meta-learning. Walaupun metode mereka berbeda dari MAB, hasilnya menunjukkan efektivitas tinggi dalam situasi dengan jumlah data terbatas, sehingga dapat dijadikan bahan perbandingan untuk efisiensi adaptasi sistem DDA. Adapun Fuchs et al. (2024) mengembangkan pendekatan personalisasi yang lebih mendalam dengan menggabungkan imitation learning dan reinforcement learning. Fokus mereka pada preferensi perilaku pemain menjadikan sistem DDA yang mereka kembangkan lebih kontekstual dan personal, meskipun kompleksitasnya jauh lebih tinggi dibanding pendekatan MAB.

Secara keseluruhan, ketiga referensi dalam Tabel 1 memberikan kontribusi yang saling melengkapi: Shen dengan efisiensi dan stabilitas MAB, Moon dengan kecepatan adaptasi, serta Fuchs dengan personalisasi berbasis perilaku. Pemilihan pendekatan MAB dalam penelitian ini didasarkan pada hasil stabil, efisien, dan relevan untuk skenario PvE yang tidak memerlukan personalisasi ekstrem atau data pelatihan yang besar. Beberapa studi lain juga menerapkan pendekatan adaptif serupa, misalnya strategi dua-tahap pada proses manufaktur [4], bootstrapped reinforcement learning untuk game adaptif [5], hingga penggunaan RL untuk AI adaptif [6], gamification edukatif [7], dan labirin adaptif menggunakan deep RL [8]. Hal ini menunjukkan bahwa sistem adaptasi real-time memiliki potensi luas di berbagai domain dan dapat dituangkan ke sistem DDA game ini. [12]

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Simulasi dilakukan pada 20 pemain dengan atribut nyawa acak antara 100–200, melawan lima monster dengan tingkat kesulitan berbeda berdasarkan nilai nyawa (100, 125, 150, 175, 200). Atribut lainnya (ATK dan DEF) ditentukan menggunakan linear attribute generator dengan noise (τ=0.2\tau = 0.2τ=0.2 untuk pemain, τ=0.05\tau = 0.05τ=0.05 untuk monster). Untuk menjaga kemungkinan menang pada unit dengan stats lebih rendah, damage calculator menggunakan ϵ=0.5\epsilon = 0.5ϵ=0.5, menghasilkan situasi di mana pemain dengan 40 nyawa tetap memiliki kemungkinan >10% untuk menang melawan musuh dengan 50 health.



Gambar.2 **Grafik Kumulatif Regret dan Grafik Average Regret**

Dari grafik *cumulative regret* (Gambar 2), keempat algoritma MAB menunjukkan pertumbuhan regret yang linear dan stabil. Area bayangan (standar deviasi) menunjukkan bahwa variasi antar eksperimen rendah, yang menandakan konsistensi algoritma. Pada grafik *average regret* (Gambar 2), semua algoritma berhasil menurunkan rata-rata regret ke bawah 0.82, yang artinya sistem DDA berhasil menemukan tingkat kesulitan terbaik untuk masing-masing pemain.[13]

Dalam Tabel 2, terlihat ringkasan kinerja empiris dari empat algoritma Multi-Armed Bandit yang diuji Shen (2024). Semua algoritma berhasil menjaga average regret dibawah 0.82 dan menghasilkan durasi rata-rata pertarungan lebih dari 150 ronde, yang menandakan bahwa tingkat kesulitan yang dipilih tetap seimbang dan terukur—cukup menantang tanpa membuat pemain mudah frustasi. Durasi pertarungan rata-rata lebih dari 150 ronde, menandakan bahwa sistem mampu menyesuaikan kesulitan dengan baik tanpa membuat game terlalu cepat selesai atau terlalu sulit. Thompson Sampling dan ε-Greedy menunjukkan konvergensi cepat dalam 100 percobaan awal. Namun, Thompson Sampling kadang mengalami regret tinggi di awal,

diduga karena distribusi posterior beta yang tidak optimal. Ini menunjukkan perlunya strategi warm start (menggunakan data historis). [14]

Tabel.2 **Ringkasan Hasil Penelitian**

Algoritma	Avg Regret (≤)	Cumulative Regret Tren	Durasi Rata-rata (ronde)	Kec. Konvergensi
ε-Greedy	< 0.82	Linear, varian sempit	> 150	≤ 100 trial awal cepat
Thompson Sampling	< 0.82	Linear, varian sempit	> 150	100 trial paling cepat
UCB1	< 0.82	Linear, varian sempit	> 150	≈ 2000 trial, stabil
AOUCB	< 0.82	Linear, varian sempit	> 150	≈ 2000 trial, stabil

UCB dan AOUCB membutuhkan waktu lebih lama untuk berhenti mengeksplorasi (sekitar 2000 trial), tetapi hasil jangka panjangnya lebih stabil dan memiliki regret terendah. Ini karena mereka menyesuaikan batas kepercayaan secara dinamis dan eksploratif. ε-Greedy mengalami kendala dalam eksplorasi. Karena probabilitas eksplorasi tetap (fixed ε), algoritma tidak cukup mengeksplorasi arm terbaik dan sering stuck di performa sedang. Meskipun demikian, eksploitasi akhirnya membuat regret-nya menurun, tapi tidak seoptimal algoritma lain [15].

5. KESIMPULAN

Penelitian ini membahas pengembangan dan evaluasi sistem Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) berbasis algoritma Multi-Armed Bandit (MAB) dalam konteks game RPG single-player dengan skenario Player versus Environment (PvE). Sistem ini dikembangkan menggunakan pendekatan simulasi, dan mengimplementasikan empat algoritma MAB, yaitu: ε-Greedy, UCB1, AOUCB, dan Thompson Sampling. Hasil simulasi menunjukkan bahwa seluruh algoritma berhasil menjaga performa adaptif dengan average regret kurang dari 0.82 serta durasi rata-rata pertarungan lebih dari 150 ronde, menandakan bahwa sistem DDA mampu menyesuaikan tingkat kesulitan secara efektif dan menjaga pengalaman bermain tetap seimbang. Algoritma UCB dan AOUCB terbukti memiliki performa paling stabil dalam jangka panjang, sementara Thompson Sampling menunjukkan kecepatan adaptasi yang tinggi di awal eksperimen. Di sisi lain, algoritma ε-Greedy memiliki kelemahan pada eksplorasi karena penggunaan nilai ε yang tetap, sehingga kurang optimal dalam jangka panjang. Dengan demikian, sistem DDA berbasis MAB dapat dijadikan solusi efisien untuk menyeimbangkan kesulitan permainan secara real-time tanpa memerlukan pelatihan awal seperti dalam metode deep learning. Pendekatan ini sangat cocok untuk game single-player dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

DAFTAR PUSTAKA

[1] T. Shen, 2024, Adaptive Game Mechanics: Leveraging Multi-Armed Bandits for Dynamic Difficulty Adjustment, CONF-MLA 2024 Workshop: Neural Computing and Applications.

[2] M. Rahimi, H. Moradi, A. Vahabie, and H. Kebriaei, 2023, Continuous Reinforcement Learning-based Dynamic Difficulty Adjustment in a Visual Working Memory Game, arXiv preprint arXiv:2308.12726.

[3] F. Mortazavi, H. Moradi, and A.-H. Vahabie, 2024, Dynamic Difficulty Adjustment Approaches in Video Games: A Systematic Literature Review, Multimedia Tools and Applications, vol. 83, pp. 83227–83274.

[4] Z. Ying, M. Tang, B. Song, W. Liu, and M. Wang, 2024, A Two-Stage Dynamic Adjustment Strategy for Injection Molding Process with Knowledge Transfer, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology.

[5] M. Zhang and K. Goh, 2021, Bootstrapped Reinforcement Learning for Adaptive Games, IEEE Transactions on Games, vol. 12, no. 1, pp. 34–45.

[6] R. Noblega, M. C. Santos, and A. M. Mora, 2021, An Adaptive AI Opponent Using Reinforcement Learning for Dynamic Difficulty Adjustment, in Proceedings of the 2021 IEEE Conference on Games (CoG).

[7] G. Spatharioti, A. Mavrommati, and S. Vosinakis, 2020, Dynamic Difficulty Adjustment Using Reinforcement Learning in Serious Games, in Proceedings of the 2020 International Conference on Serious Games and Applications for Health (SeGAH).

[8] H. Huber et al., 2020, Adaptive Maze Generation Using Deep Reinforcement Learning, Procedia Computer Science, vol. 177, pp. 150–158.

[9] H.-S. Moon and J. Seo, 2020, Dynamic Difficulty Adjustment via Fast User Adaptation, arXiv preprint arXiv:2006.15545.

[10] R. Fuchs, R. Gieseke, and A. Dockhorn, 2024, Personalized Dynamic Difficulty Adjustment – Imitation Learning Meets Reinforcement Learning, IEEE Conference.

[11] Khaerudin, M., Srisulistiowati, D. B., & Warta, J. (2021). Game edukasi dengan menggunakan unity 3D untuk menunjang proses pembelajaran. *JSI (Jurnal Sist. Informasi) Univ. Suryadarma*, *8*(2), 263-272.

[12] Karamian, V. (2018). *Building an RPG with Unity 2018: Leverage the Power of Unity 2018 to Build Elements of an RPG*. Packt Publishing Ltd.

[13] Godbold, A., & Jackson, S. (2016). *Mastering Unity 2D Game Development: Using Unity 5 to develop a retro RPG*. Packt Publishing Ltd.

[14] Zohaib, M. (2018). Dynamic difficulty adjustment (DDA) in computer games: A review. *Advances in Human-Computer Interaction*, *2018*(1), 5681652.

[15] Nugroho, F., Basid, P. M. N. S. A., Bahtiar, F. S., & Buditjahjanto, I. G. P. (2023). Dynamic difficulty adjustment of serious-game based on synthetic fog using activity theory model. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, *14*(6), 564-573.