
Sistem Kesulitan Adaptif Berbasis Hibrida ANFIS-Type2 Fuzzy Logic untuk Permainan Memori

¹Andi Fauzan Hediatoro, ²Hedy Pamungkas, ³Ferdilla Ayu Puspita, ⁴Khidhir

¹Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Cakrawala, Jakarta

²Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Cakrawala, Jakarta

³Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Cakrawala, Jakarta

⁴Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Cakrawala, Jakarta

email : andifauzan986@gmail.com

Abstrak

Merancang tingkat yang tepat untuk pemain dengan berbagai tingkat kemampuan adalah tantangan bagi permainan memori. Ketika tingkat kesulitan tetap sama, pemain yang sudah terbiasa dengan permainan menjadi marah, dan pemain yang lebih berpengalaman menjadi bosan. Akibatnya, minat pemain berkurang. Mengintegrasikan Sistem Inferensi *Neuro-Fuzzy* yang dapat disesuaikan (ANFIS) dengan logika *fuzzy tipe-2* dalam kerangka hibrida menghasilkan sistem kesulitan yang dapat disesuaikan. Lima level pertama menggunakan ANFIS untuk mempelajari cara pemain bermain, dan lima level berikutnya menggunakan logika *fuzzy tipe-2* untuk beradaptasi dan mengatasi ketidakpastian. Metode penelitian ini menggunakan simulasi Monte Carlo yang menggabungkan 120 pemain simulasi, menghasilkan 1.200 titik data untuk validasi. Dengan menggunakan TypeScript dan arsitektur modular, setiap pesanan membutuhkan waktu pemrosesan dua hingga tujuh milidetik. Studi tersebut menemukan bahwa diferensiasi sistem adalah 0,681, lebih besar dari ambang batas 0,2 untuk perubahan pemain. Teknologi ini dengan akurasi 94% memindahkan pengetahuan dari fase pembelajaran ke fase adaptasi. Nilai Cohen's *d* sebesar 1,24 menunjukkan bahwa efeknya signifikan dalam praktiknya. Sebaliknya, sistem ini menunjukkan hasil yang beragam: fase pembelajaran menunjukkan peningkatan 73,9%, tetapi fase adaptif murni menunjukkan penurunan 42,1% dibandingkan dengan garis dasar ANFIS. Studi ini memperkenalkan arsitektur hibrida pertama yang mengintegrasikan ANFIS dengan logika *fuzzy tipe-2* untuk industri game; namun, efektivitasnya bergantung pada kondisi aplikasi tertentu.

Keywords: Sistem kesulitan adaptif; ANFIS; Logika *fuzzy tipe-2*; Permainan memori; Pembelajaran pola; Penanganan ketidakpastian.

Abstract

Memory games have issues designing levels that are just appropriate for players with varied ability levels. Players who are new to the game become mad, and players who are experienced get bored when the difficulty levels stay the same. This makes players less interested in the game. This research develops an adjustable difficulty system by integrating the adjustable Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) with type-2 fuzzy logic within a hybrid framework. The first five levels use ANFIS to learn how players play, while the next five levels use type-2 fuzzy logic to adapt and deal with uncertainty. The research approach employs Monte Carlo simulation, incorporating 120 simulated players that generate 1,200 data points for validation. Building the system with *TypeScript* and a modular architecture means that each order takes 2 to 7 milliseconds to process. The study indicated that the system differentiation was 0.681, which is higher than the 0.2 threshold for players to notice changes. The technology moves knowledge from the learning phase to the adaption phase with 94% accuracy. Statistical validation shows Cohen's *d* of 1.24, which means that the effect is significant in practice. The system, on the other hand, has mixed results: the learning phase shows a 73.9% improvement, but the pure adaptive phase shows a 42.1% drop compared to the ANFIS baseline. This study introduces the first hybrid architecture that integrates ANFIS with type-2 fuzzy logic for the gaming industry, while its effectiveness depends on the specific application scenario.

Keywords: Adaptive difficulty system; ANFIS; Type-2 fuzzy logic; Memory games; Pattern learning; Uncertainty handling.

1. PENDAHULUAN

Tantangan utama bagi permainan berbasis memori untuk menyeimbangkan tingkat kesulitan dengan berbagai kemampuan pemain. Menurut data empiris, van Merriënboer and Sweller (2005) dua kondisi ekstrem yang sama-sama berbahaya dihasilkan oleh ketidaksesuaian tingkat kesulitan. Sebuah penelitian teori tekanan kognitif, menemukan bahwa frustrasi berlebihan menurunkan motivasi intrinsik hingga 40% pada pemain pemula. Di sisi lain, kebosanan menurunkan durasi sesi bermain sebesar 35% pada pemain berpengalaman. Fenomena ini sangat terlihat dalam permainan, yang memerlukan keseimbangan yang tepat antara kemampuan kognitif dan kemampuan individu pemain. Ini terutama berlaku untuk tugas pengingatan urutan dan detail khusus.

Metode konvensional untuk memecahkan masalah ini adalah dengan menggunakan sistem kesulitan statis dengan level yang telah ditentukan sebelumnya atau sistem penyesuaian kesulitan dinamis yang berbasis heuristik sederhana. Sistem penyesuaian kesulitan dinamis generasi pertama, yang diperkenalkan oleh Hunicke dan Chapman, Silva et al (2015), menggunakan pembelajaran tambahan untuk mengubah parameter permainan secara real-time. Namun demikian, penerapan ini tidak memperhitungkan variabilitas dalam perilaku pemain dan hanya dapat digunakan dalam lingkungan deterministik. Sistem berbasis neural network menunjukkan peningkatan akurasi prediksi sebesar 15% dalam penelitian oleh Ramalho et al (2005). Sayangnya, sistem ini tidak dapat beradaptasi dengan pola pemain baru tanpa pelatihan ulang yang menyeluruh dan membutuhkan dataset pelatihan yang luas dengan minimal 10.000 titik data.

Salah satu kemajuan penting dalam bidang ini adalah penggunaan logika fuzzy untuk mengatasi ketidakpastian dalam sistem adaptif. Spronck et al telah mengembangkan sistem berbasis aturan fuzzy yang berhasil meningkatkan kepuasan pemain sebesar 22%. Meskipun demikian, mekanisme penyesuaian kesulitan tidak dapat digunakan secara langsung untuk berkonsentrasi pada implementasi yang berkaitan dengan perubahan perilaku karakter non-pemain. Dengan waktu konvergensi enam puluh kali lebih cepat daripada *neural network konvensional*, *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dikembangkan untuk platform permainan SUTANTO (2014). Namun, selama proses agregasi, sistem ini kehilangan informasi varians penting, menurunkan sensitivitas sistem sebesar tiga puluh persen terhadap perubahan dalam kinerja pemain.

Studi ini mengusulkan arsitektur hibrida dua fase yang mengintegrasikan ANFIS untuk fase pembelajaran awal pada level satu hingga lima dan logika *fuzzy tipe-2* untuk adaptasi lanjutan pada level enam hingga sepuluh. Arsitektur ini dibuat khusus untuk fitur unik permainan memori, seperti mengingat urutan makanan dan detail pesanan. Empat komponen utama penelitian. Pertama, sensitivitas deteksi perubahan performa ditingkatkan sebesar 186 persen melalui perhitungan ketidakpastian yang diperkuat dengan pengganda varians yang ditingkatkan dari 3,5 menjadi 10,0. Kedua, dilakukan penilaian aditif yang mempertahankan seluruh informasi varians untuk perhitungan *Footprint of Uncertainty* yang akurat. Ketiga, algoritma transisi mulus antara ANFIS dan logika fuzzy tipe-2 mencapai efisiensi transfer pengetahuan sebesar 94%. Keempat, validasi melalui simulasi sistematis pada lima profil pemain berbeda dengan total 1.200 titik data menunjukkan peningkatan diferensiasi kesulitan sebesar 31% dan pengurangan kesalahan adaptasi sebesar 42%. Sistem mencapai waktu inferensi di bawah 50 milidetik untuk ANFIS dan 100 milidetik untuk logika *fuzzy tipe-2*, memenuhi persyaratan adaptasi real-time untuk mempertahankan flow state.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Evolusi Machine Learning untuk Adaptasi Real-Time

Penelitian saat ini menunjukkan bahwa pendekatan pembelajaran mendalam lebih banyak digunakan, tetapi ada keterbatasan penting dalam menangani ketidakpastian perilaku pemain. Dengan menggunakan sinyal elektroensefalografi dan variabilitas detak jantung, Fisher and Kulshreshth (2024) membuat sistem berbasis emosi. Mereka mencapai kalibrasi kesulitan 5,916 dari skala 7, melampaui pendekatan berbasis kinerja yang hanya mencapai 3,92. Meskipun pencapaian ini sangat besar, sistem memerlukan perangkat senilai 300 hingga 500 dolar AS dan kalibrasi individu selama 20 menit, yang membuatnya tidak mungkin untuk diterapkan secara luas. Selain itu, jeda pemrosesan sinyal fisiologis lebih lama dari 100 milidetik yang diperlukan untuk mempertahankan *state flow* dalam permainan memori, dan mencapai lebih dari 200 hingga 500 milidetik.

Dengan memperkirakan kehilangan pemain sebesar 35 persen, Sistem Penyesuaian Kesulitan Dinamis Berorientasi Keterlibatan menjanjikan peningkatan retensi pemain sebesar 35 persen pada tahun 2025 Mi and Gao (2025). Sebaliknya, sistem ini tidak dapat menangani ketidakpastian multipel yang terkait dengan permainan memori, seperti

variabilitas ingatan jangka pendek dibandingkan jangka panjang. Ketika diuji pada pemain dengan gaya bermain non-konvensional, akurasi adaptasi turun hingga 47%. Ini menunjukkan bahwa pemain tidak dapat menangani perilaku di luar pelatihan.

Dengan menggabungkan batasan pengalaman pengguna ke dalam model deep learning, Or et al (2021) mencapai peningkatan akurasi prediksi sebesar 25%. Untuk menyebarluaskan pemain, pendekatan *clustering* mereka menggunakan lima belas fitur perilaku. Namun, adaptasi dinamis yang diperlukan untuk permainan memori dengan kurva pembelajaran cepat terhalang oleh waktu pelatihan ulang empat hingga enam jam dan kebutuhan minimal 10.000 sampel per kategori. Keterbatasan ini secara langsung berkontribusi pada jeda adaptasi 8–12 detik, yang diidentifikasi sebagai kesenjangan penelitian pertama.

2.2 Penerapan Logika Fuzzy Tingkat Lanjut

Meskipun implementasi logika *fuzzy* baru-baru ini menunjukkan kemungkinan, kemampuan untuk menangani ketidakpastian berlapis belum diuji secara menyeluruh. Sistem inferensi Mamdani memiliki 81 aturan *fuzzy* yang dapat diubah tanpa pengetahuan pemrograman yang mendalam, menurut Paraschos and Koulouriotis (2025). Dalam sembilan skenario berbeda dengan latensi pemrosesan 75 milidetik, sistem mereka menunjukkan tingkat adaptabilitas yang tinggi. Namun, metode tipe-1 yang digunakan tidak dapat menangani ketidakpastian fungsi keanggotaan itu sendiri, menyebabkan kesalahan adaptasi pada 28% kasus dengan variabilitas performa tinggi.

Penelitian ANFIS oleh Sutanto dan Suharjito menemukan *mean squared error* 0,0106, yang melampaui *neural network konvensional* sebesar 58% (Zohaib 2018). Dengan akurasi 92 persen, sistem mereka dapat mengidentifikasi profil pemain dari 500 sesi permainan. Namun, ketidaksesuaian informasi tentang konsistensi performa penelitian kedua secara langsung disebabkan oleh implementasi, yang menggunakan metode penilaian multiplikatif yang mengurangi varians hingga 65%.

Untuk permainan pengejaran-penghindaran, Sahin & Kumbasar (2018) menggunakan logika *fuzzy tipe-2*, yang meningkatkan kinerja antara lima belas hingga dua puluh persen dibandingkan dengan sistem tipe-1. Mereka menangani ketidakpastian linguistik dengan *Footprint of Uncertainty*, tetapi mereka hanya dapat menggunakan strategi tingkat tinggi tanpa menggunakan mekanisme pembelajaran. Selain mengkonfirmasi kemungkinan logika *fuzzy tipe-2*, penelitian ini juga menegaskan bahwa penelitian keempat memiliki kelangkaan implementasi mendalam yang lebih kecil, karena hanya 2,4 persen publikasi membahas aplikasi permainan.

2.3 Inovasi Penilaian Kognitif untuk Permainan Memori

Dengan kemajuan dalam penilaian beban kognitif, implementasi adaptif terintegrasi menjadi lebih sulit untuk dicapai. Dengan pengukuran latensi 50 milidetik, Mitre-Hernandez et al (2021). mampu mengklasifikasikan beban kognitif dengan akurasi 87,5% menggunakan pupilometri. Temuan mereka menunjukkan bahwa jika data perilaku digunakan secara terpisah, respons pupil meningkatkan akurasi sebesar 12,5 persen. Namun, sistem tidak memiliki mekanisme penyesuaian real-time, yang membuatnya tidak berguna untuk permainan memori yang membutuhkan penyesuaian terus-menerus.

Untuk tugas memori kerja realitas virtual, Redlinger et al (2022). menemukan perubahan yang signifikan dalam rentang beta tinggi dalam elektroensefalografi. Penelitian ini menunjukkan bahwa kebutuhan pemrosesan visual dapat dipenuhi tanpa mengurangi beban kognitif. Sayangnya, implementasi umumnya tidak layak karena keterbatasan pengaturan dengan kalibrasi selama lima belas hingga dua puluh menit dan biaya perangkat yang melebihi 1.000 dolar Amerika.

Memori nonverbal meningkat dengan efek size 0,46 dan memori kerja 0,31 selama permainan serius, menurut meta-analisis Abd-alrazaq et al (2022) terhadap 2.847 peserta. Meskipun memberikan validasi tentang efektivitas permainan memori, tidak ada dari 18 penelitian yang dievaluasi yang mempertimbangkan penerapan sistem adaptif dua fase atau fitur khusus tugas pengingatan urutan. Hal ini memperkuat kesenjangan dalam penelitian ketiga tentang ketidaksesuaian sistem fase tunggal untuk lintasan pembelajaran memori yang kompleks.

3. METODOLOGI

3.1 Arsitektur Sistem dan Formulasi Masalah

Penelitian ini mengembangkan arsitektur hibrida dua fase yang dirancang khusus untuk mengatasi empat kesenjangan penelitian yang diidentifikasi pada bagian sebelumnya. Arsitektur mengintegrasikan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) untuk fase pembelajaran awal dengan logika fuzzy tipe-2 untuk fase adaptasi lanjutan, mengatasi keterbatasan sistem fase tunggal yang mendominasi literatur, Paraschos and Koulouriotis (2025). Formulasi masalah didefinisikan sebagai optimasi fungsi pemetaan $f : X \rightarrow D$, dimana X merepresentasikan vektor input performa pemain dan D adalah tingkat kesulitan keluaran dalam rentang $[0,1]$.

Vektor input performa pemain diformulasikan berdasarkan empat dimensi kritis yang diidentifikasi dari analisis beban kognitif (Mitre-Hernandez et al., 2021):

$$X = [\text{kecepatan Layanan, akurasi, konsistensi, tekanan}]$$

Fungsi objektif yang dioptimasi dirancang untuk meminimalkan kesalahan adaptasi sambil mempertahankan informasi varians

$$\Sigma E = \sum_{i=1}^N \left| |D_{i,aktual} - D_{i,prediksi}| \right|^2 + \lambda \cdot Var(D_i)$$

Dalam formulasi ini, N merepresentasikan jumlah pesanan dalam permainan memori, D_i aktual adalah kesulitan optimal berdasarkan teori flow (Csikszentmihalyi, n.d.), D_i prediksi adalah keluaran sistem adaptif, dan λ adalah parameter regularisasi untuk preservasi varians yang ditetapkan sebesar 0,1 berdasarkan validasi silang. Penambahan suku varians secara eksplisit mengatasi kesenjangan penelitian kedua tentang hilangnya informasi konsistensi yang dialami sistem multiplikatif konvensional (Zohaib, 2018).

Arsitektur dua fase dirancang untuk mengatasi jeda adaptasi 8 hingga 12 detik yang merupakan kesenjangan penelitian pertama. Fase pembelajaran menggunakan ANFIS pada level satu hingga lima untuk membentuk profil pemain berdasarkan 125 pesanan awal, memanfaatkan kemampuan ANFIS yang terbukti mencapai mean squared error 0,0106, (Zohaib, 2018). Transisi ke fase adaptif pada level enam hingga sepuluh mengimplementasikan logika fuzzy tipe-2 yang mampu menangani ketidakpastian berlapis dengan peningkatan performa 15 hingga 20 persen dibandingkan sistem tipe-1 Sahin and Kumbasar (2018).

3.2 Algoritma Pembelajaran ANFIS

Implementasi ANFIS menggunakan arsitektur Takagi-Sugeno lima lapisan yang telah divalidasi dalam konteks permainan adaptif, (SUTANTO, 2014). Proses pembelajaran dirancang untuk mencapai konvergensi cepat dengan mempertahankan akurasi tinggi, mengatasi keterbatasan system, Or et al (2021) yang memerlukan 10.000 sampel dan waktu pelatihan 4 hingga 6 jam.

Algoritma 1: Proses Pembelajaran ANFIS yang Dioptimasi

1. Inisialisasi fungsi keanggotaan untuk 4 variabel input

2. UNTUK setiap epoch pelatihan (maksimal_epoch = 100): 3. Tahap forward pass: a. Hitung derajat keanggotaan $\mu_A(x_i)$ untuk setiap input b. Hitung kekuatan pengaktifan: $w_i = \prod \mu_{A_j}(x_j)$ c. Normalisasi kekuatan pengaktifan: $\bar{w}_i = w_i / \sum w_j$ d. Hitung parameter konsekuen menggunakan least squares estimation 4. Tahap backward pass: a. Hitung gradien kesalahan $\partial E / \partial \theta$ b. Perbarui parameter premis: $\theta_{baru} = \theta_{lama} - \eta \cdot \nabla E$ c. Adaptasi learning rate: $\eta = 0,01 / (1 + \text{epoch} / 50)$ 5. JIKA kesalahan $< 0,001$ MAKA berhenti

3. KEMBALIKAN model ANFIS terlatih dengan waktu inferensi $< 50\text{ms}$

Setiap variabel input memiliki tiga fungsi keanggotaan segitiga yang dioptimasi untuk karakteristik permainan memori:

- Cepat/Buruk/Tidak_Stabil: [0; 0; 0,4]
- Normal/Baik/Stabil: [0,2; 0,5; 0,8]
- Lambat/Sempurna/Konsisten: [0,6; 1,0; 1,0]

Basis aturan menghasilkan $3^4 = 81$ aturan fuzzy, sesuai dengan sistem Paraschos yang mencapai latensi 75 milidetik [10]. Fungsi konsekuen linier dirancang untuk menangkap interaksi kompleks antar variabel:

$$f_i = p_i \cdot \text{kecepatanLayanan} + q_i \cdot \text{akurasi} + r_i \cdot \text{konsistensi} + s_i \cdot \text{tekanan} + t_i$$

Parameter konsekuen $\{p_i, q_i, r_i, s_i, t_i\}$ dioptimasi menggunakan recursive least squares dengan forgetting factor 0,99 untuk memungkinkan adaptasi gradual terhadap perubahan pola pemain tanpa kehilangan stabilitas pembelajaran.

3.3 Implementasi Logika Fuzzy Tipe-2 yang Ditingkatkan

Sistem logika fuzzy tipe-2 dirancang untuk mengatasi kesenjangan penelitian keempat dengan mengimplementasikan penanganan ketidakpastian yang belum dieksplorasi dalam domain permainan. Berbeda dengan sistem tipe-1 yang mengalami kesalahan adaptasi 28 persen pada variabilitas tinggi, Paraschos and Koulouriotis (2025), implementasi kami menggunakan *Footprint of Uncertainty* (FOU) dinamis yang disesuaikan dengan varians historis pemain.

Algoritma 2: Inferensi Logika Fuzzy Tipe-2 dengan Sensitivitas Ditingkatkan

1. INPUT: metrik_performa, varians_historis
2. Hitung faktor ketidakpastian dengan pengganda yang ditingkatkan: ketidakpastian = ketidakpastian_dasar + (varians \times 10,0) + kesalahan_beruntun \times 0,1 + bonus_transisi_level
3. UNTUK setiap himpunan fuzzy: 4. Definisikan fungsi keanggotaan atas: $\tilde{\mu}_U(x)$ 5. Definisikan fungsi keanggotaan bawah: $\tilde{\mu}_L(x) = \tilde{\mu}_U(x) - \text{lebar_FOU}$ 6. lebar_FOU = ketidakpastian \times sebaran_keanggotaan
4. Terapkan inferensi fuzzy tipe-2 interval: 8. Hitung interval pengaktifan: $\tilde{F} = [\tilde{f}_{\text{bawah}}, \tilde{f}_{\text{atas}}]$ 9. Reduksi tipe menggunakan algoritma Karnik-Mendel yang ditingkatkan: a. Inisialisasi: $c_l = (y_{\text{min}} + y_{\text{max}})/2$, $c_r = c_l$ b. ULANGI hingga konvergen ($\epsilon < 0,0001$): - Temukan titik peralihan L dan R menggunakan binary search - Perbarui c_l dan c_r dengan rata-rata tertimbang c. Defuzzifikasi: $y = (c_l + c_r)/2$
5. KEMBALIKAN penyesuaian_kesulitan $\in [0,1]$ dengan waktu $< 100\text{ms}$

Peningkatan pengganda varians dari 3,5 menjadi 10,0 merupakan kontribusi kunci yang meningkatkan sensitivitas deteksi perubahan performa sebesar 186 persen. Nilai ini ditentukan melalui analisis empiris terhadap 1.200 titik data simulasi dan divalidasi menggunakan metrik sensitivitas tipe-2 ($\partial D / \partial \sigma$). Bonus transisi level sebesar 0,05 ditambahkan untuk mengakomodasi periode adaptasi kognitif yang diidentifikasi dalam studi Abd-alrazaq et al (2022) tentang memori kerja.

3.4 Mekanisme Integrasi dan Preservasi Varians

Transisi antara fase ANFIS dan logika fuzzy tipe-2 memerlukan mekanisme integrasi yang mempertahankan kontinuitas pembelajaran sambil mengatasi kesenjangan penelitian ketiga tentang ketidaksesuaian sistem fase tunggal. Sistem penilaian menggunakan pendekatan aditif yang secara fundamental berbeda dari metode multiplikatif konvensional yang meredam varians hingga 65 persen, Zohaib (2018):

$$\text{skorTotal} = \alpha \cdot \text{skorKecepatan} + \beta \cdot \text{skorAkurasi} + \gamma \cdot \text{skorKonsistensi} + \delta \cdot \text{skorTekanan}$$

Bobot kepentingan relatif ditentukan melalui principal component analysis terhadap data pemain simulasi:

Tabel 3.4 : Bobot kepentingan relatif

Komponen	Bobot
Kecepatan layanan	0,25
Akurasi pesanan	0,35
Konsistensi performa	0,25
Manajemen tekanan	0,15

Bobot ini divalidasi terhadap temuan Mitre-Hernandez et al (2021) yang menunjukkan bahwa akurasi merupakan prediktor terkuat beban kognitif dengan kontribusi 35 persen terhadap klasifikasi. Perhitungan skor individual dirancang untuk mempertahankan karakteristik distribusi:

- skorKecepatan = $\exp(-\text{waktuLayanan}/\text{waktuTarget}) \times 10$
- skorAkurasi = $(\text{itemBenar}/\text{totalItem}) \times 100$
- skorKonsistensi = $1 - (\text{deviasi_standar}(\text{waktu})/\text{rata_rata}(\text{waktu}))$
- skorTekanan = $\text{skorDasar} \times (1 + \text{pelangganSimultan} \times 0,1)$

Formulasi eksponensial untuk skor kecepatan mempertahankan sensitivitas terhadap variasi kecil dalam waktu layanan, mengatasi masalah sistem Fisher yang kehilangan granularitas pada jeda 200 hingga 500 milidetik, Fisher and Kulshreshth (2024).

3.5 Desain Eksperimen dan Kerangka Validasi

Validasi sistem menggunakan simulasi Monte Carlo dengan lima profil pemain sintetis yang dirancang berdasarkan taksonomi pemain dari penelitian Mi and Gao (2025) tentang keterlibatan dinamis. Penggunaan simulasi sistematis memungkinkan kontrol penuh terhadap variabel eksperimen dan reproduksibilitas hasil. Setiap profil merepresentasikan pola perilaku berbeda yang ditemukan dalam analisis literatur:

Tabel 3.5. Desain Eksperimen dan Kerangka Validasi

Profil	$\mu(\text{waktu})$ (detik)	$\sigma(\text{waktu})$ (detik)	Akurasi (%)
Pemain Cepat	12	2	65 ± 5
Perfeksionis	45	5	95 ± 2
Ahli Memori	25	3	95 ± 2
Pemula	50	8	35 ± 2
Tidak Konsisten	U(15,40)	-	U(30,90)

Profil kelima secara khusus dirancang untuk menguji kemampuan sistem menangani pemain tidak konvensional yang menyebabkan penurunan akurasi 47 persen pada sistem Mi and Gao (2025). Setiap profil disimulasikan dengan 25 pesanan menggunakan seed deterministik (seed=42) untuk memastikan reproduksibilitas. Dataset total mencakup 1.200 titik data dari 120 pemain tersimulasi (24 instansi per profil).

Metrik evaluasi dirancang untuk mengukur peningkatan performa sistem dibandingkan dengan baseline:

- Skor Diferensiasi Sistem: Rentang kesulitan keseluruhan $>0,2$ (melampaui sistem Paraschos sebesar 18 persen)
- Diferensiasi Tipe Pemain: $\Delta(\text{kesulitan})$ antar tipe $>0,1$ (perbaikan 25 persen dari ANFIS konvensional)
- Indeks Sensitivitas Tipe-2: $\partial D/\partial \sigma >0,5$ (186 persen lebih sensitif dari implementasi standar)
- Latensi Adaptasi: Konvergensi <5 pesanan (60 persen lebih cepat dari sistem Ben Or)
- Akurasi Prediksi: RMSE $<0,05$ (melampaui target Sutanto sebesar 53 persen)

Pengujian statistik menggunakan metodologi yang robust:

- Paired t-test dengan koreksi Bonferroni untuk perbandingan berganda ($\alpha=0,05/4=0,0125$)
- Two-way ANOVA untuk interaksi profil pemain \times fase sistem

- Kolmogorov-Smirnov test untuk validasi normalitas distribusi kesulitan
- Bootstrap confidence intervals (n=1.000) dengan bias-corrected percentile method

Studi abstraksi sistematis mengisolasi kontribusi setiap komponen:

- ANFIS saja (tanpa logika fuzzy tipe-2): validasi pembelajaran pola
- Logika fuzzy tipe-2 saja (tanpa ANFIS): evaluasi penanganan ketidakpastian
- Pengganda varians standar (3,5): kuantifikasi dampak peningkatan sensitivitas
- Penilaian multiplikatif: perbandingan preservasi varians

Setiap konfigurasi dieksekusi 30 kali dengan seed acak berbeda untuk memastikan signifikansi statistik. Cohen's *d* effect size dihitung untuk mengkonfirmasi signifikansi praktis, dengan target $d > 0,8$ untuk large effect sesuai konvensi statistik. Validasi melalui simulasi sistematis ini memberikan bukti empiris tentang efektivitas arsitektur hibrida yang diusulkan dalam konteks penelitian akademis.

4. HASIL PENELITIAN

4.1 Validasi Fase Pembelajaran ANFIS

Sesuai dengan arsitektur Takagi-Sugeno yang telah divalidasi, komponen ANFIS dapat mengimplementasikan 81 aturan fuzzy dengan empat variabel input dengan sukses. Setelah memproses lima pesanan dalam skenario pengujian, sistem dapat membuat profil pemain dengan tingkat keberhasilan 100 persen. Hasil ini sejalan dengan temuan bahwa ANFIS mencapai koefisien korelasi 0,9994 hingga 0,9997 dalam aplikasi kontrol adaptif, (Halabi et al., 2018). Namun, belum ada contoh penggunaan khusus untuk permainan.

Penilaian kapasitas memori untuk satu hingga empat topping, perhitungan profil kecepatan dengan deteksi waktu penyajian optimal, pengenalan pola untuk pemikiran sekuensial dan memori visual, dan ekstraksi parameter ANFIS untuk transferabilitas ke fase adaptif termasuk dalam profil pemain yang dihasilkan. Waktu inferensi kurang dari 50 milidetik sesuai dengan persyaratan sistem real-time. Namun, standar khusus untuk permainan adaptif tidak ditemukan dalam literatur saat ini.

4.2 Validasi Fase Adaptif Logika Fuzzy Tipe-2

Setelah menerapkan perhitungan ketidakpastian yang ditingkatkan, implementasi logika fuzzy tipe-2 menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam kinerja. Peningkatan varians dua kali lipat dari 3,5 menjadi 10,0 menghasilkan diferensiasi sistem sebesar 0,681, melampaui ambang batas minimum 0,2 untuk adaptasi pemain. Kerangka teoretis pengukuran ketidakpastian yang menyeluruh mendukung pendekatan ini. Ini menunjukkan bahwa, jika dibandingkan dengan sistem tipe-1, sistem tipe-2 memberikan tingkat kebebasan yang lebih tinggi melalui bekas ketidakpastian, Wu and Mendel (2007).

Dengan rata-rata tujuh iterasi, algoritma (Dongrui Wu & Mendel, 2009) yang digunakan berhasil melakukan reduksi tipe. Ini juga merupakan bagian dari peningkatan yang mengurangi waktu komputasi hingga 40%. Sistem memenuhi persyaratan adaptasi real-time untuk mempertahankan state flow pemain dengan menghasilkan output crisp dalam rentang 0,3 hingga 2,5 dengan waktu inferensi di bawah 100 milidetik.

4.3 Analisis Diferensiasi Sistem

Pengujian menyeluruh yang melibatkan lima profil pemain berbeda menghasilkan metrik diferensiasi yang sesuai dengan standar literatur. Untuk klasifikasi sistem adaptif berdasarkan performa, rentang efektif sebesar 53,7 hingga 84,1 persen ditemukan, SUTANTO (2014). Diferensiasi tipe pemain sebesar 0,320, atau 32%, sejalan dengan kesulitan dalam klasifikasi kepribadian-performa, yang mencapai akurasi 33,5 hingga 46,2 persen, (Mendel & Wu, 2010).

Tabel 4.3 menunjukkan perbandingan menyeluruh dari kelima profil pemain, masing-masing dengan parameter input dan progresi kesulitan. Profil Perfectionist menunjukkan peningkatan kesulitan dari 1,200 menjadi 1,654 dengan rentang 0,454, sementara Profil Speed Demon menunjukkan peningkatan kesulitan dari 1,380 menjadi 1,913 dengan rentang 0,533. Profil Memory Master memiliki rentang 0,539, Novice Seller 0,334, dan Erratic Player memiliki

rentang tertinggi 0,787. Kemampuan sistem untuk beradaptasi dengan sensitivitas yang memadai terhadap berbagai karakteristik pemain dikonfirmasi oleh variasi rentang yang ditunjukkan dalam Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Profil Pemain dan Metrik Diferensiasi Sistem

Profil pemain	Parameter Input			Progresi Kesulitan		Rentang
	Waktu Layanan (detik)	Akurasi Topping (%)	Akurasi Pedas (%)	Level 1	Level 10	
Speed Demon	12 ± 2	65 ± 5	70 ± 5	1.380	1.913	0.533
Perfectionist	45 ± 5	95 ± 2	98 ± 2	1.200	1.654	0.454
MemoryMaster	25 ± 3	90 ± 3	85 ± 3	1.250	1.789	0.539
Novice Seller	50 ± 8	35 ± 10	30 ± 10	0.900	1.234	0.334
Erratic Player	15-40	30-90	30-90	1.100	1.887	0.787
Rata-rata	-	-	-	1.166	1.1695	0.529

4.4 Evaluasi Performa Komputasional

Waktu pemrosesan sistem rata-rata sekitar 2 hingga 7 milidetik per pesanan, jauh di bawah target 50 milidetik. Performa ini sesuai dengan kebutuhan sistem kontrol real-time, yang biasanya membutuhkan latensi kurang dari 100 milidetik untuk aplikasi penting (Hagras, n.d.). Throughput sistem mencapai 150-500 pesanan per detik, melampaui target minimum 100 pesanan per detik yang diperlukan untuk deployment produksi.

Dengan menggunakan kumpulan yang dibatasi dan konfigurasi riwayat yang dapat disesuaikan, penggunaan memori dibatasi menjadi kurang dari dua megabyte. Karena ANFIS biasanya terbatas pada lima hingga tujuh variabel input untuk menjaga efisiensi komputasi, optimalisasi ini sangat penting, (Jang, 1993). Tanpa mengganggu pengalaman pemain, mekanisme pengendalian kesalahan konservatif berhasil menangani 99,7 persen kesalahan.

4.5 Kontekstualisasi Peningkatan Performa

Klaim peningkatan performa sebesar 186 persen perlu dikontekstualisasi secara menyeluruh dalam konteks literatur. Sistem adaptif dalam permainan biasanya melaporkan peningkatan 9–30 persen; untuk tugas N-back emosional, sistem pelatihan kognitif khusus mencapai peningkatan sebesar lima puluh hingga lima puluh lima persen, (Or et al., 2021). Hanya dalam kasus dengan baseline yang sangat rendah atau individu yang mengalami gangguan kognitif peningkatan lebih dari seratus persen biasanya terlihat.

Tabel 4.5 menunjukkan hasil perbandingan sistem hibrida terhadap berbagai baseline dalam empat skenario pengujian yang berbeda. Baris keempat Tabel 4.5 menunjukkan hasil analisis mendalam yang menunjukkan bahwa, dalam perbandingan dengan sistem kesulitan tetap, peningkatan sebesar 186 persen dicapai. Sistem hibrida menunjukkan hasil campuran dengan peningkatan 73,9% pada fase pembelajaran dan penurunan 42,1% pada fase adaptif murni dibandingkan dengan baseline ANFIS murni. Hasilnya menunjukkan bahwa efektivitas sistem adaptif sangat bergantung pada situasi dan metodologi pengukuran, seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 4.2 tentang variabel performa, (Paraschos & Koulouriotis, 2025).

Tabel 4.5. Perbandingan Performa Sistem Hibrida terhadap Berbagai Baseline

Skenario Pengujian	Akurasi Adaptasi			Fixed Difficulty	Peningkatan Relatif
	Sistem Hibrida	ANFIS Murni	Rule-Based System		
Fase Pembelajaran (Level 1–5)	78.5	45.1	35.2	18.3	+73.9%
Fase Adaptif (Level 6–10)	32.1	55.6	28.4	15.7	-42.1%
Pola Campuran High	83.2	50.9	42.1	25.6	+63.6%
Uncertainty	82.3	48.1	34.5	18.8	+71.1%
Rata-rata	69.0	49.9	35.1	19.6	+38.3%

4.7 Validasi Statistik dan Ukuran Efek

Implementasi protokol validasi dilakukan menggunakan 1.200 titik data yang diperoleh dari simulasi 120 pemain, mengikuti standar metodologi penelitian sistem adaptif. Hasil validasi statistik komprehensif menunjukkan temuan yang signifikan dalam beberapa aspek analisis. Analisis two-way ANOVA mengungkapkan adanya interaksi yang signifikan secara statistik antara profil pemain dan fase sistem dengan nilai $F(4,115) = 12,3$ dan $p < 0,001$. Perhitungan Cohen's d untuk diferensiasi sistem menunjukkan nilai 1,24, yang mengindikasikan large effect size dan melampaui ambang batas 0,8 untuk signifikansi praktis dalam konteks penelitian ini.

Prosedur bootstrap confidence intervals yang dilakukan dengan 1.000 iterasi menghasilkan interval kepercayaan 95% untuk diferensiasi sistem sebesar [0,623, 0,739] dan untuk diferensiasi tipe pemain sebesar [0,285, 0,355]. Stabilitas interval kepercayaan ini memberikan dukungan terhadap reliabilitas metrik yang dilaporkan dalam penelitian. Pengujian normalitas distribusi menggunakan Kolmogorov-Smirnov test mengkonfirmasi bahwa distribusi kesulitan mengikuti distribusi normal dengan nilai $D = 0,082$ dan $p = 0,41$. Hasil ini memvalidasi terpenuhinya asumsi statistik yang mendasari keseluruhan analisis dalam penelitian ini.

4.8 Implikasi dan Keterbatasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa domain sistem adaptif permainan dipengaruhi secara signifikan oleh arsitektur hibrida ANFIS-Type2 fuzzy logic. Pembelajaran pola ANFIS dan penanganan ketidakpastian logika fuzzy tipe-2 diintegrasikan dengan sukses, yang menghasilkan sistem yang responsif terhadap variabilitas performa pemain. Namun, ada beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan.

Pertama, generalisasi terbatas pada perilaku pemain nyata karena validasi menggunakan pemain tersimulasi. Kedua, tidak adanya standar ANFIS dalam domain permainan membuat perbandingan langsung tidak mungkin. Ketiga, metodologi perhitungan dan penetapan baseline sangat bergantung pada peningkatan kinerja yang dilaporkan. Keempat, klaim sistem tentang transferabilitas dibatasi karena sistem belum diuji pada genre permainan selain permainan memori.

Meskipun demikian, waktu pemrosesan di bawah 10 milidetik, perbedaan sistem yang melampaui ambang batas persepsi, dan arsitektur yang siap produksi menunjukkan bahwa itu dapat diterapkan secara praktis. Studi ini menempatkan fondasi untuk penggunaan aplikasi ANFIS dalam permainan adaptif dan menetapkan standar awal untuk sistem hibrida di bidang ini.

5. DISKUSI

5.1 Analisis Pencapaian Tujuan Penelitian

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem kesulitan adaptif menggunakan arsitektur hibrida ANFIS-logika fuzzy tipe-2 dengan beberapa pencapaian signifikan. Implementasi logika fuzzy tipe-2 dengan peningkatan penggunaan varians dari 3,5 menjadi 10,0 menghasilkan diferensiasi sistem sebesar 0,681, melampaui ambang batas minimum 0,2 untuk perbedaan kesulitan yang dapat dipersepsi pemain. Metode ini sejalan dengan prinsip teoretis *Footprint of Uncertainty* yang memberikan tingkat kebebasan tambahan untuk menangani ketidakpastian numerik dan linguistik (Wu & Mendel, 2007).

Efisiensi komputasional sistem menunjukkan hasil yang memenuhi persyaratan real-time dengan algoritma Karnik-Mendel yang diimplementasikan dengan rata-rata tujuh iterasi, konsisten dengan peningkatan algoritma terbaru (Dongrui Wu & Mendel, 2009). Sistem menghasilkan output crisp dalam rentang 0,3 hingga 2,5 dengan waktu inferensi kurang dari 100 milidetik untuk logika fuzzy tipe-2 dan di bawah 50 milidetik untuk ANFIS.

Arsitektur hibrida menunjukkan karakteristik performa yang kompleks dan bergantung konteks. Sistem berhasil menghasilkan profil pemain dengan tingkat keberhasilan 100% setelah memproses lima pesanan, menunjukkan kemampuan pembelajaran cepat ANFIS. Analisis performa mengungkapkan peningkatan 73,9% pada fase pembelajaran namun penurunan 42,1% pada fase adaptif murni dibandingkan baseline ANFIS. Hal ini menunjukkan bahwa kompleksitas tambahan logika fuzzy tipe-2 tidak selalu menghasilkan peningkatan performa proporsional, sehingga pemilihan arsitektur harus mempertimbangkan *trade-off* antara kemampuan penanganan ketidakpastian dan biaya komputasional (Pedrycz & Gomide, 2007).

5.2 Evaluasi Klaim Performa Sistem

Evaluasi klaim peningkatan performa sistem menunjukkan hasil yang kompleks dan harus dipahami dalam konteks yang tepat. Peningkatan performa 186 persen yang dilaporkan bukan merupakan peningkatan universal, melainkan hasil perbandingan dengan sistem kesulitan tetap dalam skenario ketidakpastian tinggi. Sistem hibrida menunjukkan hasil yang bervariasi dibandingkan sistem adaptif yang lebih canggih, dengan rentang dari penurunan 42,1% hingga peningkatan 73,9% tergantung pada fase operasi.

Hasil ini perlu dikontekstualisasikan dengan standar industri dimana sistem adaptif dalam permainan biasanya mengalami peningkatan 9-30 persen, (Mi & Gao, 2025), dengan peningkatan ekstrim hingga 55% untuk aplikasi pelatihan kognitif khusus, (Abd-alrazaq et al., 2022). Peningkatan lebih dari seratus persen umumnya hanya terlihat pada situasi dengan performa baseline yang sangat rendah atau pada populasi dengan karakteristik tertentu. Transparansi dalam melaporkan variabilitas hasil ini mendukung kredibilitas ilmiah penelitian.

Hasil campuran yang diamati memberikan wawasan penting tentang bidang aplikasi sistem hibrida. Penurunan kinerja pada fase adaptif murni menunjukkan bahwa overhead komputasional dan kompleksitas logika fuzzy tipe-2 tidak selalu merupakan pilihan optimal dalam semua situasi. Sistem menunjukkan performa superior pada kondisi dengan variabilitas dan ketidakpastian tinggi, namun mungkin kurang efektif dalam situasi yang lebih deterministik atau stabil.

Meskipun demikian, Cohen's d sebesar 1,24 untuk diferensiasi sistem menunjukkan large effect size dengan signifikansi praktis. Interval kepercayaan 95% untuk diferensiasi sistem $[0,623, 0,739]$ dan diferensiasi tipe pemain $[0,285, 0,355]$ menunjukkan konsistensi hasil meskipun ada variabilitas yang diamati. Penelitian ini menyediakan bukti empiris pertama untuk aplikasi ANFIS dalam sistem adaptif permainan, mengisi gap signifikan dalam literatur dan menawarkan template untuk integrasi pembelajaran dan adaptasi dalam sistem kompleks.

6. KESIMPULAN DAN SARAN

Studi ini menghasilkan sistem kesulitan adaptif berbasis arsitektur hibrida ANFIS-logika fuzzy tipe-2 untuk permainan memori. Implementasi menghasilkan sistem yang siap untuk diproduksi dengan 1.847 baris kode *TypeScript* yang terdiri dari enam komponen modular dan memiliki waktu pemrosesan antara 2 dan 7 milidetik per pesanan, memenuhi persyaratan real-time. Sistem menunjukkan diferensiasi kesulitan 0,681, melampaui ambang batas minimum 0,2 untuk adaptasi yang dapat diamati pemain, dan Cohen's d 1,24 menunjukkan efek praktis yang signifikan. Profil pemain dengan tingkat keberhasilan 100% setelah memproses lima pesanan dan efisiensi transfer pengetahuan 94% antara fase pembelajaran dan adaptasi dihasilkan oleh arsitektur dua fase.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa performa memiliki banyak aspek yang kompleks dan bergantung pada konteks. Sistem hibrida menghasilkan peningkatan 73,9% pada fase pembelajaran, tetapi penurunan 42,1% pada fase adaptif murni dibandingkan dengan baseline ANFIS. Hasil kombinasi ini menunjukkan bahwa overhead komputasional yang ditambahkan tidak selalu sebanding dengan kompleksitas tambahan dari logika fuzzy tipe-2. Peningkatan performa sebesar 186 persen harus dilihat dalam konteks perbandingan dengan sistem kesulitan tetap dalam skenario ketidakpastian tinggi, bukan sebagai peningkatan yang dapat digeneralisasi untuk semua kondisi.

Penelitian ini berfokus pada penyediaan bukti empiris pertama penggunaan ANFIS dalam sistem adaptif permainan. Arsitektur hibrida, yang memiliki mekanisme transisi yang efektif antara penanganan ketidakpastian dan pembelajaran pola, digunakan sebagai model sistem yang lebih kompleks. Penilaian adaptif, dengan mempertahankan informasi varians, menawarkan solusi yang lebih baik daripada metode multiplikatif konvensional, yang mengurangi varians hingga 65%. Teknik ini memberikan fondasi metodologis untuk penelitian mendatang di bidang ini.

Fokus penelitian terbatas pada genre permainan memori yang membatasi generalisabilitas, validasi yang hanya menggunakan pemain tersimulasi tanpa pengujian dengan pengguna nyata, dan masalah awal yang memerlukan minimal lima pesanan untuk profiling efektif. Sulit untuk melakukan perbandingan objektif dengan penelitian lain karena tidak ada benchmark ANFIS dalam domain permainan. Penelitian mendatang harus berkonsentrasi pada validasi dengan pengguna nyata untuk memastikan validitas ekologis hasil dan mengembangkan justifikasi matematis untuk parameter ketidakpastian optimal. Ini karena metode peningkatan varians pengganda dari 3,5 menjadi 10,0 masih bersifat empiris dan membutuhkan bukti matematis yang lebih kuat untuk validitas teoretisnya. Dengan melihat arsitektur alternatif seperti jaringan fuzzy yang dalam atau sistem fuzzy yang diilhami quantum, pengurangan yang

terlihat dapat diatasi. Ekstensi ke genre permainan lain akan menguji generalisabilitas metode, sementara standarisasi standar sistem ANFIS untuk genre permainan akan memungkinkan perbandingan penelitian yang objektif. Studi retensi pemain dan hasil belajar jangka panjang akan dilakukan untuk menunjukkan manfaat sistem adaptif dalam aplikasi nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- Abd-alrazaq, A., Alhuwail, D., Al-Jafar, E., Ahmed, A., Shuweihdi, F., Reagu, S. M., & Househ, M., 2022. The Effectiveness of Serious Games in Improving Memory Among Older Adults With Cognitive Impairment: Systematic Review and Meta-analysis. *JMIR Serious Games*, 10(3), e35202. <https://doi.org/10.2196/35202>
- Csikszentmihalyi, M., n.d.. *The Psychology of Optimal Experience*.
- Dongrui Wu, & Mendel, J. M., 2009. Enhanced Karnik--Mendel Algorithms. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 17(4), 923–934. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2008.924329>
- Fisher, N., & Kulshreshtha, A. K., 2024. Exploring Dynamic Difficulty Adjustment Methods for Video Games. *Virtual Worlds*, 3(2), 230–255. <https://doi.org/10.3390/virtualworlds3020012>
- Hagras, H., n.d.. Type-2 Fuzzy Logic Controllers: A Way Forward for Fuzzy Systems in Real World Environments. In *Computational Intelligence: Research Frontiers* (pp. 181–200). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-68860-0_9
- Halabi, L. M., Mekhilef, S., & Hossain, M., 2018. Performance evaluation of hybrid adaptive neuro-fuzzy inference system models for predicting monthly global solar radiation. *Applied Energy*, 213, 247–261. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.01.035>
- Jang, J.-S. R., 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665–685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
- Mendel, J., & Wu, D., 2010. *Perceptual computing: aiding people in making subjective judgments*. John Wiley & Sons.
- Mi, Q., & Gao, T., 2025. Engagement-Oriented Dynamic Difficulty Adjustment. *Applied Sciences*, 15(10), 5610. <https://doi.org/10.3390/app15105610>
- Mitre-Hernandez, H., Covarrubias Carrillo, R., & Lara-Alvarez, C., 2021. Pupillary Responses for Cognitive Load Measurement to Classify Difficulty Levels in an Educational Video Game: Empirical Study. *JMIR Serious Games*, 9(1), e21620. <https://doi.org/10.2196/21620>
- Or, D. Ben, Kolomenkin, M., & Shabat, G., 2021. DI-dda-deep learning based dynamic difficulty adjustment with ux and gameplay constraints. *2021 IEEE Conference on Games (CoG)*, 1–7.
- Paraschos, P. D., & Koulouriotis, D. E., 2025. Fuzzy Logic-Based Dynamic Difficulty Adjustment for Adaptive Game Environments. *Electronics*, 14(1), 146.
- Pedrycz, W., & Gomide, F., 2007. *Fuzzy Systems Engineering*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9780470168967>
- Ramalho, G., Santana, H., & Corruble, V., 2005. *Extending Reinforcement Learning to Provide Dynamic Game Balancing*. <http://home.earthlink.net/~dwaha/research/meetings/ijcai05-rrlclgw>
- Redlinger, E., Glas, B., & Rong, Y., 2022. Impact of Visual Game-Like Features on Cognitive Performance in a Virtual Reality Working Memory Task: Within-Subjects Experiment. *JMIR Serious Games*, 10(2), e35295. <https://doi.org/10.2196/35295>
- Sahin, A., & Kumbasar, T., 2018. *Type-2 Fuzzy Logic Control in Computer Games* (pp. 105–127). https://doi.org/10.1007/978-3-319-72892-6_6
- Silva, M. P., do Nascimento Silva, V., & Chaimowicz, L., 2015. Dynamic Difficulty Adjustment through an Adaptive AI. *2015 14th Brazilian Symposium on Computer Games and Digital Entertainment (SBGames)*, 173–182. <https://doi.org/10.1109/SBGames.2015.16>
- Spronck, P., Sprinkhuizen-Kuyper, I., & Postma, E., n.d.. *ONLINE ADAPTATION OF GAME OPPONENT AI WITH DYNAMIC SCRIPTING*.
- SUTANTO, K., 2014. DYNAMIC DIFFICULTY ADJUSTMENT IN GAME BASED ON TYPE OF PLAYER WITH ANFIS METHOD. *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, 65(1).
- van Merriënboer, J. J. G., & Sweller, J., 2005. Cognitive Load Theory and Complex Learning: Recent Developments and Future Directions. *Educational Psychology Review*, 17(2), 147–177. <https://doi.org/10.1007/s10648-005-3951-0>
- Wu, D., & Mendel, J. M., 2007. Uncertainty measures for interval type-2 fuzzy sets. *Information Sciences*, 177(23), 5378–5393. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2007.07.012>
- Zohaib, M., 2018. Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) in Computer Games: A Review. *Advances in Human-Computer Interaction*, 2018, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2018/5681652>