



INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 4 Nomor 3 Tahun 2024 Page 8910-8921

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-4246

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Penerapan Kecerdasan Buatan Pada Tingkat Kerumitan *Game* Edukasi Mitigasi Bencana Berbasis Capaian Pemain

Fresy Nugroho^{1✉}, Nurul Khafidoh², Linda Wijayanti³, Melisa Mulyadi⁴

(1)(2) UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, (3) Universitas Katolik Indonesia Atma Jaya

Email: fresy@ti.uin-malang.ac.id^{1✉}

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menginvestigasi penggunaan kecerdasan buatan dalam sebuah game edukasi mitigasi bencana. Jenis kecerdasan buatan yang dipilih adalah jaringan saraf tiruan. Dalam penelitian ini, diajukan penggunaan jaringan saraf tiruan untuk menentukan tingkat kerumitan game berdasarkan capaian pemain. Jaringan saraf tiruan propagasi balik menggunakan arsitektur 7-4-3-4 (7 masukan, 4 dan 3 *hidden neuron*, serta 4 keluaran) dengan fungsi aktivasi dan *optimizer*. Kemudian diuji untuk mencari jenis fungsi aktivasi dan *optimizer* mana yang memiliki akurasi tinggi yang digunakan untuk menentukan tingkat kerumitan dalam *game* edukasi mitigasi bencana. Tujuh masukan yang digunakan adalah nilai pemain, waktu bermain, nyawa pemain, jumlah musuh, nilai musuh, jumlah barang dan nilai barang. Sedangkan sisi keluaran berupa kombinasi ketebalan kabut, sisi kognitif, afektif dan psikomotor dari konten edukasi yang di tampilkan dalam *game*. Berdasarkan pengujian terhadap 100 dataset, dengan skenario pengujian 70 data latih dan 30 data uji, memiliki *loss* paling rendah yaitu 0.0011 dan akurasi 1. Sedangkan dari sisi penggunaan fungsi aktivasi ReLU dan *optimizer* Adam, memberikan akurasi 1.

Kata Kunci: *Jaringan Saraf Tiruan Propagasi Balik, Game Edukasi Mitigasi Bencana, Penentuan Tingkat Kerumitan*

Abstract

This research aims to investigate the use of artificial intelligence in a disaster mitigation educational game. The type of artificial intelligence chosen is artificial neural networks. In this research, the use of artificial neural networks to determine the game's complexity level based on player achievement is proposed. The backpropagation artificial neural network uses 7-4-3-4 architecture (7 inputs, 4 and 3 hidden neurons, and four outputs) with activation function and optimizer. They are then tested to find which type of activation function and optimizer has high accuracy used to determine the level of complexity in disaster mitigation educational games. The seven inputs used are player value, playing time, player life, number of enemies, enemy value, number of items, and item value. At the same time, the output side is a combination of fog thickness, cognitive, affective, and psychomotor sides of the educational content displayed in the game. Based on testing of 100 datasets, with a scenario of 70 training and 30 test data, it has the lowest loss of 0.0011 and an accuracy of 1. While in terms of using the ReLU activation function and Adam's optimizer, it gives an accuracy of 1.

Keywords: *Backpropagation Artificial Neural Network, Disaster Mitigation Educational Game, Complexity Determination*

PENDAHULUAN

Mengingat kawasan Indonesia merupakan daerah rawan bencana, maka topik bencana alam merupakan fokus beberapa penelitian selama tiga tahun terakhir, antara lain berupa riset mengenai analisis efek bencana alam di Indonesia menggunakan klasifikasi(Hidayat et al., 2020), penelitian tentang bencana banjir juga diusulkan berdasarkan analisis sentimen pada media twitter(Rahmadan et al., 2020). Selanjutnya telah dikembangkan pula sebuah sistem pemberi peringatan dini dari sisi penyediaan logistik saat bencana (Yahya et al., 2021). Peneliti lain mengusung aplikasi mobile untuk menyediakan informasi banjir di Jakarta(Anta et al., 2021), pemodelan ancaman bencana tsunami(Rezaldi et al., 2021), klasifikasi bencana di twitter(Dharma & Winarko, 2022), hingga pemodelan bencana alam(Ghaly & Laksito, 2023), dari sisi manajemen bencana alam, dikembangkan pula analisis(Nurdin et al., 2023) dan sistem untuk mengamati bencana(Tasya et al., 2023) berdasarkan sosial media. Namun upaya peneliti ini perlu dibarengi dengan pelatihan untuk meningkatkan *awareness* dan kapabilitas dalam menangani bencana alam. Upaya ini biasa dikenal sebagai upaya pelatihan mitigasi bencana. Salah satu alternatif pelatihan mitigasi bencana adalah dengan menerapkan di sekolah. Namun pelaksanaan pelatihan mitigasi bencana sering mengalami kendala di sisi waktu, biaya dan tenaga. Sehingga beberapa peneliti mengusulkan penggunaan *game* sebagai media pelatihan mitigasi bencana.

Upaya pembuatan *game* pelatihan mitigasi bencana telah dilakukan sejak 2019, berupa penggunaan *game virtual reality* untuk manajemen bencana (Krishnan et al., 2019) dan untuk melatih bertahan hidup (Bhookan et al., 2020). Dilanjutkan dengan fokus pada simulasi penanganan evakuasi setelah tsunami (Kawai & Kaizu, 2019). Pengembangan konten edukasi mitigasi bencana di Indonesia (Xiang et al., 2021). Hingga *serious game* untuk penyaluran bantuan pada lokasi bencana (Ning et al., 2022) serta dikembangkan pula desain berbasis aktivitas untuk pembelajaran mitigasi bencana (Haryanto et al., 2023). Namun trend penelitian penggunaan media *game* mulai banyak menerapkan kecerdasan buatan.

Fenomena penerapan kecerdasan buatan sepanjang tahun 2024 sangat menantang, tercatat beberapa fokus penelitian mengangkat tema ini. Antara lain dengan menerapkan kecerdasan buatan pada video *game* untuk edukasi keamanan (Arai et al., 2024), disamping itu kecerdasan buatan digunakan untuk menggantikan peran lawan pemain (Zhao et al., 2024). Peneliti lain mengusulkan penggunaan kecerdasan buatan untuk pencarian jalur terpendek (H. Xing et al., 2024). Bahkan kecerdasan buatan diterapkan untuk klasifikasi (Gill et al., 2024), hingga pembangkitan level dinamis pada *game Flappy Bird* (Vijaya et al., 2024). Dari semua jenis kecerdasan buatan yang ada, banyak penelitian mengusulkan penerapan jaringan saraf tiruan. Fokus penggunaan jaringan saraf tiruan diterapkan dalam *game checkers* (Suancha et al., 2024), penerapan yang mengkombinasikan kolaborasi robot-manusia dan *game* untuk industri (Y. Xing et al., 2024), juga diusulkan untuk memprediksi EURO Games (Randrianasolo, 2024). Penelitian lain lebih fokus menerapkan jaringan saraf tiruan propagasi balik untuk analisi dan prediksi (Liu et al., 2023) serta untuk menentukan karakteristik (Ju et al., 2023) *Game Wordle*. Berikutnya pengembangan *game* tersebut difokuskan pada pengaturan kerumitan dalam *game* secara otomatis.

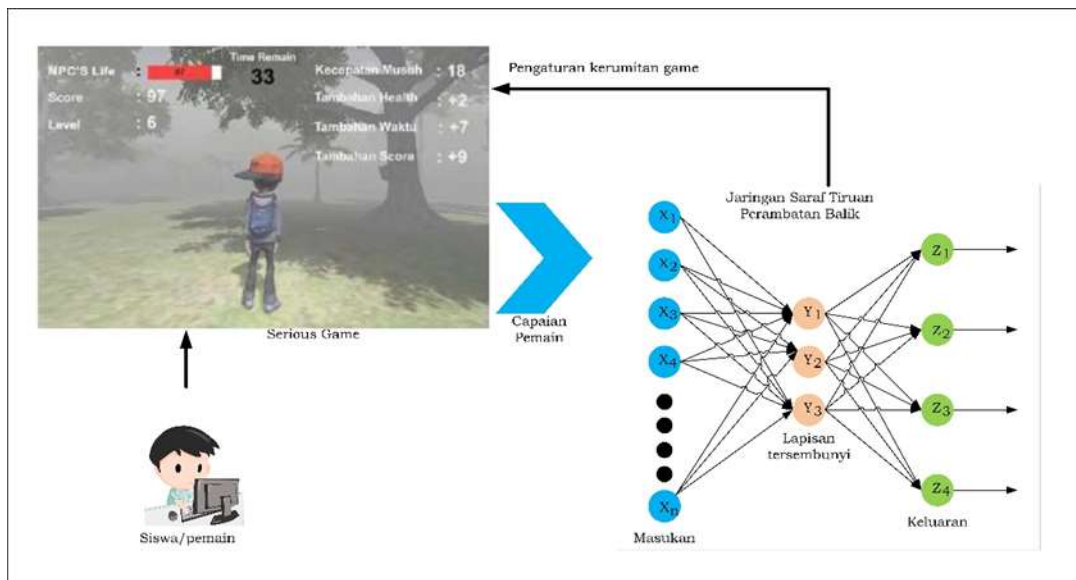
Dalam dunia pengembangan game, pengaturan kerumitan menjadi fokus beberapa peneliti, antara lain pengaturan kerumitan berdasarkan pengalaman pemain berdasarkan *electroencephalography* (EEG) (Arslan & Filiz, 2022) sedangkan peneliti lain mengajukan berbasis emosi (Kutt et al., 2023). Dan peneliti lain mengusulkan penggunaan statistik untuk menentukan variabel yang dimanipulasi untuk video game menggunakan *augmented reality* (Campo et al., 2023). Penggunaan model keterampilan pemain untuk menentukan pengaturan secara instan pada game menggunakan *virtual reality* telah diusulkan (Goutsu & Inamura, 2024). Dan penelitian untuk meningkatkan *self-efficacy* pada sistem *virtual* juga telah dikembangkan (Inamura et al., 2024).

Berdasarkan paparan paragraf sebelumnya, maka dalam penelitian ini, penulis mengusulkan penentuan kerumitan *game* edukasi mitigasi bencana menggunakan kecerdasan buatan. Secara spesifik, penulis lebih memfokuskan pada penerapan jaringan saraf tiruan propogasi balik guna menentukan kerumitan tingkat bermain *game* edukasi mitigasi bencana.

METODE PENELITIAN

Dalam Gambar 1 menunjukkan bahwa setelah siswa/pemain menyelesaikan 1 periode permainan, maka diperoleh capaian pemain. Capaian pemain yang dicatat oleh sistem *game* adalah : (X_1) Nilai pemain, (X_2) Waktu bermain, (X_3) Nyawa pemain, (X_4) Jumlah musuh, (X_5) Nilai musuh, (X_6) Jumlah barang, dan (X_7) Nilai Barang. Kemudian, penentuan tingkat kerumitan dilakukan berdasarkan kombinasi keluaran : (Z_1) ketebalan kabut, (Z_2) pertanyaan kognitif, (Z_3) pertanyaan afektif dan (Z_4) pertanyaan psikomotor.

Kemudian, dalam penelitian ini, kombinasi keluaran diatur sebagaimana diperlihatkan dalam Tabel 1. Dimana pada masukan, ditentukan penambahan poin pemain setelah pemain bermain 1 periode. Contoh bila pemain mengalami penambahan (X_1) Nilai pemain +10, (X_2) Waktu bermain +12, (X_3) Nyawa pemain +3, (X_4) Jumlah musuh ada 1, (X_5) Nilai musuh adalah 2, (X_6) Jumlah barang yang diperoleh 2, dan (X_7) Nilai Barang adalah 5, maka tingkat kerumitan yang disajikan untuk permainan berikutnya adalah kombinasi: (Z_1) ketebalan kabut adalah T1, (Z_2) pertanyaan kognitif adalah pertanyaan yang terdapat dalam lingkup K1, (Z_3) pertanyaan afektif merupakan pertanyaan seputar A1 dan (Z_4) pertanyaan psikomotor mengenai psikomotor P1 atau kembali ke level awal karena dari sisi ketebalan kabut adalah sangat sangat jelas, pertanyaan sisi kognitif, afektif dan psikomotorik adalah pertanyaan paling mudah. Selanjutnya, bila pemain mengalami penambahan (X_1) Nilai pemain +4, (X_2) Waktu bermain +2, (X_3) Nyawa pemain +2, (X_4) Jumlah musuh ada 5, (X_5) Nilai musuh adalah 10, (X_6) Jumlah barang yang diperoleh 6, dan (X_7) Nilai Barang adalah 70, maka tingkat kerumitan yang disajikan untuk permainan berikutnya adalah kombinasi: (Z_1) ketebalan kabut adalah T10, (Z_2) pertanyaan kognitif adalah pertanyaan yang terdapat dalam lingkup K10, (Z_3) pertanyaan afektif merupakan pertanyaan seputar A10 dan (Z_4) pertanyaan psikomotor mengenai psikomotor P10 atau tingkat kerumitan yang paling rumit.

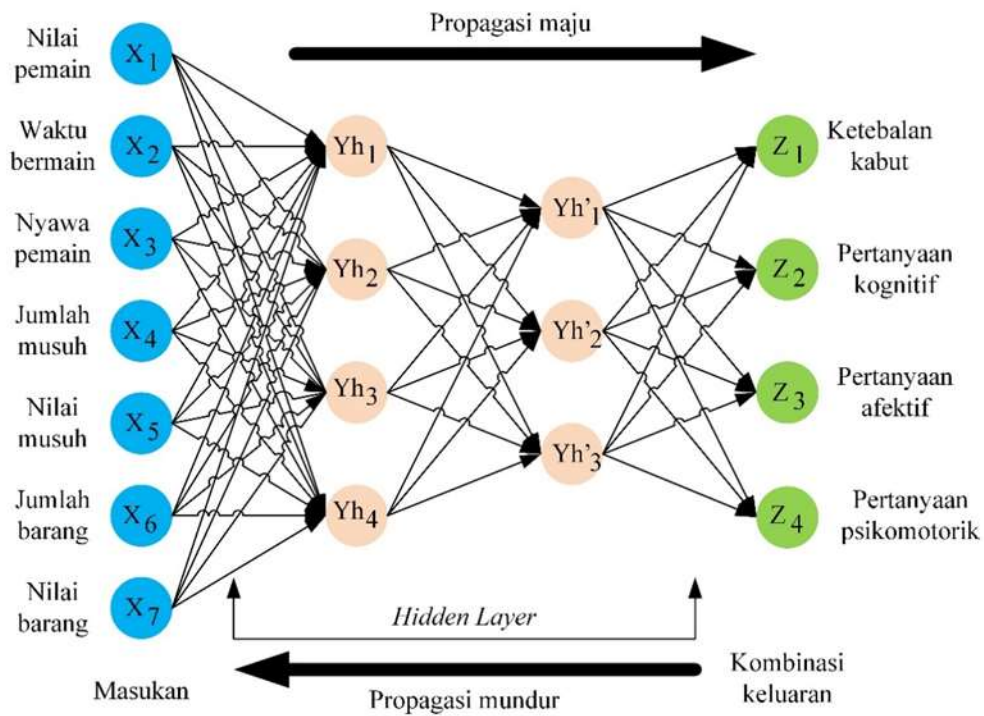


Gambar 1. Desain Tingkat Kerumitan *Game* Edukasi Mitigasi Bencana Berbasis Capaian Pemain

Tabel 1. Penentuan kerumitan *Game* Edukasi Mitigasi Bencana

No.	Capaian pemain							Tingkat Kerumitan			
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4
1.	+10	+12	+3	1	2	2	5	T1	K1	A1	P1
2.	+10	+10	+3	1	4	2	10	T2	K2	A2	P2
3.	+10	+8	+3	2	5	3	15	T3	K3	A3	P3
4.	+8	+8	+3	2	6	3	30	T4	K4	A4	P4
5.	+8	+6	+3	3	6	4	40	T5	K5	A5	P5
6.	+8	+6	+2	3	7	4	45	T6	K6	A6	P6
7.	+6	+5	+2	4	7	5	50	T7	K7	A7	P7
8.	+6	+5	+2	4	8	5	60	T8	K8	A8	P8
9.	+4	+2	+2	5	9	6	65	T9	K9	A9	P9
10.	+4	+2	+2	5	10	6	70	T10	K10	A10	P10

Kecerdasan Buatan yang digunakan dalam game ini adalah jaringan saraf tiruan, dengan propagasi balik. Dimana, jaringan saraf tiruan yang digunakan memiliki 2 buah hidden layer yang berisi (4 neuron dan 3 neuron). Sehingga jaringan saraf tiruan yang digunakan memiliki struktur 7-4-3-4, atau 7 masukan, 4 neuron dan 3 neuron *hidden layer* serta 4 neuron keluaran, sebagaimana diperlihatkan dalam Gambar 2.



Gambar 2. Desain jaringan saraf tiruan propagasi balik 7-4-3-4

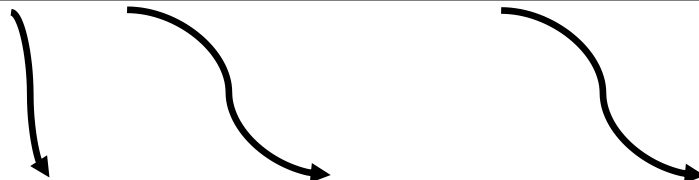
Pada desain awal percobaan ini, arsitektur jaringan yang digunakan adalah: 7-4-3-4, dengan 7 masukan, dengan 2 *hidden layer*. *Hidden layer* 1 adalah 4, *hidden layer* 2 adalah 3, dan kombinasi 4 keluaran, fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU) dan Tanh, 1.000 *epoch*, *learning rate* senilai 0,01 dan 2 *optimizer* yaitu *Adaptive moment estimation* (Adam) dan *Stochastic Gradient Descent* (SGD).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset diperoleh dari percobaan bermain oleh 10 pemain, dimana setiap pemain diminta bermain hingga 10 kali bermain, dimana data tersebut disimpan dalam sistem *game* yang dibuat. Sehingga diperoleh 100 dataset hasil bermain. Penentuan tingkat berikutnya yang disiapkan sistem *game*, dilakukan secara berurutan tanpa menggunakan jaringan saraf tiruan. Hasil pengamatan, sebagian diperlihatkan dalam Tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil pengamatan capaian 10 pemain, setelah bermain 10 kali permainan

No.	Capaian pemain							Tingkat Kerumitan			
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4
1.	3	200	100	9	5	4	8	T1	K1	A1	P1
2.	9	196	98	7	18	3	10	T1	K1	A1	P1
3.	42	174	87	9	20	5	8	T2	K2	A2	P2
4.	51	168	84	5	8	1	3	T2	K2	A2	P2
5.	84	146	73	7	6	5	6	T3	K3	A3	P3



96	216	58	29	9	7	1	7	T8	K8	A8	P8
97	261	28	14	9	10	4	5	T9	K9	A9	P9
98	270	22	11	10	9	2	2	T9	K9	A9	P9
99	294	6	3	9	5	5	8	T10	K10	A10	P10
100	300	2	1	5	17	2	2	T10	K10	A10	P10

Sebagai contoh, Tabel 2 dapat diuraikan sebagai berikut: misalkan capaian pemain untuk parameter (X_1) Nilai pemain 9, (X_2) Waktu bermain 196, (X_3) Nyawa pemain 98, (X_4) Jumlah musuh ada 7, (X_5) Nilai musuh adalah 18, (X_6) Jumlah barang yang diperoleh 3, dan (X_7) Nilai Barang adalah 10, maka tingkat kerumitan yang disajikan untuk permainan berikutnya adalah kombinasi: (Z_1) ketebalan kabut adalah T1, (Z_2) pertanyaan kognitif adalah pertanyaan yang terdapat dalam lingkup K1, (Z_3) pertanyaan afektif merupakan pertanyaan seputar A1 dan (Z_4) pertanyaan psikomotor mengenai psikomotor P1 atau kembali ke level awal karena dari sisi ketebalan kabut adalah sangat sangat jelas, pertanyaan sisi kognitif, afektif dan psikomotorik adalah pertanyaan paling mudah. Dalam Tabel 2, baris yang menunjukkan contoh ini diberi warna kuning.

Selanjutnya misalkan capaian pemain untuk parameter (X_1) Nilai pemain 270, (X_2) Waktu bermain 22, (X_3) Nyawa pemain 11, (X_4) Jumlah musuh ada 10, (X_5) Nilai musuh adalah 9, (X_6) Jumlah barang yang diperoleh 2, dan (X_7) Nilai Barang adalah 2, maka tingkat kerumitan yang disajikan untuk permainan berikutnya adalah kombinasi: (Z_1) ketebalan kabut adalah T9, (Z_2) pertanyaan kognitif adalah pertanyaan yang terdapat dalam lingkup K9, (Z_3) pertanyaan afektif merupakan pertanyaan seputar A9 dan (Z_4) pertanyaan psikomotor mengenai psikomotor P9 atau menuju ke level yang mendekati sangat sulit. Dalam Tabel 2, baris yang menunjukkan contoh ini diberi warna hijau.

Skenario pengujian yang dilakukan untuk jaringan saraf tiruan propagasi balik dengan arsitektur 7-4-3-4 untuk penentuan tingkat kerumitan *game* adalah 5 skenario, yaitu skenario pengujian 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:10. Dimana, yang dimaksud 50:50 adalah pembagian dataset yang berjumlah 100 dataset, menjadi data *training* 50 data, berbanding data *testing* 50. Sehingga dari pengujian diperoleh hasil sebagaimana diperlihatkan dalam Tabel 3 berikut ini. Pada Tabel 3 memperlihatkan bahwa skenario uji yang optimal adalah

pada skenario uji 70:30 dengan nilai *loss* 0.0011 dan nilai akurasi 1, karena nilai *loss* terbaik adalah mendekati 0 dan nilai akurasi terbaik adalah mendekati 1.

Tabel 3. Hasil pengujian berdasarkan skenario data *training* dan data *testing*

No.	Skenario tes	<i>Loss</i>	Akurasi
1.	50:50	0.9800	0.0021
2.	60:40	0.1000	0.4250
3.	70:30	0.0011	1
4.	80:20	0.0015	1
5.	90:10	0.0007	0.4000

Berikutnya dipaparkan hasil percobaan dari sisi arsitektur jaringan saraf tiruan dengan propogasi balik, sebagaimana divisualisasikan dalam Tabel 4. Pada Tabel 4 Menunjukkan bahwa nilai terbaik diperoleh saat menggunakan fungsi aktivasi ReLU dengan *optimizer* Adam yang memiliki nilai akurasi 1 dan nilai *loss* 0,2340. Diperlihatkan dengan warna hijau dalam Tabel 4.

Tabel 4. Hasil percobaan jaringan saraf tiruan propagasi balik

No.	Parameter	Arsitektur Jaringan			
		7-4-3-4	7-4-3-4	7-4-3-4	7-4-3-4
1.	Fungsi aktivasi	ReLU	ReLU	Tanh	Tanh
2.	<i>Epoch</i>	1000	1000	1000	1000
3.	<i>Learning rate</i>	0.01	0.01	0.01	0.01
4.	<i>Optimizer</i>	Adam	SGD	Adam	SGD
5.	<i>Loss</i>	0.2340	0.0070	0.0007	0.0188
6.	<i>Accuracy</i>	1	0.1	0.0	0.4

Berikutnya kami tampilkan hasil game mitigasi bencana yang kami desain, sebagaimana diperlihatkan dalam Gambar 1. Gambar 4a merupakan tampilan awal dari *game*, sedangkan Gambar 4 b merupakan contoh pertanyaan kognitif yang disampaikan pada pemain. Selanjutnya Gambar 5 menunjukkan dua level yang berbeda, yang diperoleh dari hasil perhitungan menggunakan jaringan saraf tiruan propagasi balik. Gambar 5a merupakan Level 4, dan Gambar 5b merupakan level 6.



a



b

Gambar 4. (a) tampilan awal bermain *game*, (b) contoh pertanyaan yang diberikan



a



b

Gambar 5. (a) merupakan tampilan level kerumitan 4, dan (b) merupakan tampilan untuk level kerumitan 6, setelah pemain bermain 1 periode

SIMPULAN

Berdasarkan pengujian jenis jaringan saraf tiruan propagasi balik yang digunakan untuk menentukan tingkat kerumitan *game*, maka penulis membuat kesimpulan bahwa, dari sisi skenario 70 : 30, dengan 70 data latih dan 30 data uji memberikan *loss* paling rendah yaitu 0.0011 dan akurasi 1. Dari sisi penggunaan fungsi aktivasi dan *optimizer*, diperoleh hasil bahwa jaringan saraf tiruan propagasi balik, dengan arsitektur 7-4-3-4, dan fungsi aktivasi ReLU dan *optimizer* Adam memberikan akurasi bernilai 1.

DAFTAR PUSTAKA

- Anta, V. L. P., Liestyo, I. A., & Warnars, H. L. H. S. (2021). Mobile Application for flood disaster in Jakarta. *2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (ICAIS)*, 506–510. <https://doi.org/10.1109/ICAIS50930.2021.9395799>
- Arai, M., Tejima, K., Yamada, Y., Miura, T., Yamashita, K., Kado, C., Shimizu, R., Tatsumi, M.,

- Yanai, N., & Hanaoka, G. (2024). REN-A.I.: A Video Game for AI Security Education Leveraging Episodic Memory. *IEEE Access*, *12*, 47359–47372. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3377699>
- Bhookan, N. S., Murde, M. S., Thakur, D. P., & Jadhav, H. B. (2020). Disaster Survival Training Using Virtual Reality. *2020 5th International Conference on Computing, Communication and Security (ICCCS)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICCCS49678.2020.9276982>
- Dharma, L. S. A., & Winarko, E. (2022). Classifying Natural Disaster Tweet using a Convolutional Neural Network and BERT Embedding. *2022 2nd International Conference on Information Technology and Education (ICIT&E)*, 23–30. <https://doi.org/10.1109/ICITE54466.2022.9759860>
- Ghaly, M. Z., & Laksito, A. D. (2023). Topic Modeling of Natural Disaster in Indonesia Using NMF. *2023 Eighth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICIC60109.2023.10382064>
- Gill, K. S., Anand, V., Malhotra, S., & Devliyal, S. (2024). Sports Game Classification and Detection Using ResNet50 Model Through Machine Learning Techniques Using Artificial Intelligence. *2024 3rd International Conference for Innovation in Technology (INOCON)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/INOCON60754.2024.10511858>
- Haryanto, H., Rosyidah, U., Kardianawati, A., Sutojo, T., Mulyanto, E., & Lakoro, R. (2023). Activity Design based on Appreciative Learning in Disaster Mitigation Serious Game. *2023 14th International Conference on Information & Communication Technology and System (ICTS)*, 52–56. <https://doi.org/10.1109/ICTS58770.2023.10330848>
- Hidayat, R., Arymurthy, A. M., & Dewantara, D. S. (2020). Disaster Impact Analysis Uses Land Cover Classification, Case study: Petobo Liquefaction. *2020 3rd International Conference on Computer and Informatics Engineering (IC2IE)*, 432–436. <https://doi.org/10.1109/IC2IE50715.2020.9274573>
- Ju, F., Ma, Y., & Yao, S. (2023). Research on the Characteristics of Wordle Mini-Game Based on GA-BP Neural Network and K-Means Clustering Algorithm. *2023 IEEE International Conference on Image Processing and Computer Applications (ICIPCA)*, 396–402. <https://doi.org/10.1109/ICIPCA59209.2023.10257840>
- Kawai, Y., & Kaizu, Y. (2019). Tsunami Evacuation Simulation System for Disaster Prevention Plan. *2019 International Conference on Cyberworlds (CW)*, 362–365. <https://doi.org/10.1109/CW.2019.00067>
- Krishnan, R. R., Sushil, S., Hrishikesh, R., Devadas, S., Ganesh, A., & Narayanan, G. (2019). A

- novel virtual reality game for disaster management applications. *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Communication and Signal Processing, ICCSP 2019*, 254–257. <https://doi.org/10.1109/ICCSP.2019.8697956>
- Liu, Y., Zhang, Q., & Ruan, P. (2023). Predictive Analysis of Wordle Games Based on BP Neural Networks and K-Means Clusters. *2023 IEEE International Conference on Image Processing and Computer Applications (ICIPCA)*, 351–353. <https://doi.org/10.1109/ICIPCA59209.2023.10257920>
- Ning, H., Pi, Z., Wang, W., Farha, F., & Yang, S. (2022). *A Review on Serious Games for Disaster Relief*. 14(8), 1–11. <http://arxiv.org/abs/2201.05738>
- Nurdin, N., Kluza, K., Fitria, M., Saddami, K., & Utami, R. S. (2023). Analysis of Social Media Data Using Deep Learning and NLP Method for potential use as Natural Disaster Management in Indonesia. *2023 2nd International Conference on Computer System, Information Technology, and Electrical Engineering (COSITE)*, 143–148. <https://doi.org/10.1109/COSITE60233.2023.10249849>
- Rahmadan, M. C., Hidayanto, A. N., Ekasari, D. S., Purwandari, B., & Theresiawati. (2020). Sentiment Analysis and Topic Modelling Using the LDA Method related to the Flood Disaster in Jakarta on Twitter. *2020 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 126–130. <https://doi.org/10.1109/ICIMCIS51567.2020.9354320>
- Randrianasolo, A. S. (2024). Using Convolutional Neural Network to Predict EURO Games. *2024 IEEE 14th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, 285–290. <https://doi.org/10.1109/CCWC60891.2024.10427667>
- Rezaldi, M. Y., Nugroho, B., Kushadiani, S. K., Prasetyadi, A., Riyanto, A. M., Hanifa, N. R., & Yoganingrum, A. (2021). A Systematical Review of the Tsunami Hazards Modeling. *2021 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICECCE52056.2021.9514266>
- Suancha, C. C., Suarez, M. J., & Besoain, F. A. (2024). Implementation of Alpha-Beta Pruning and Transposition Tables on Checkers Game. *IEEE Access*, 12, 46636–46645. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3381958>
- Tasya, E. A., Saputra, R. E., Setianingsih, C., Maulana, A. R., Aina, B. F., Damansyah, A., & Husein, A. S. (2023). Natural Disaster Monitoring Information System from Social Media Data Using Naïve Bayes Algorithm. *2023 10th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, 288–294. <https://doi.org/10.1109/EECSI59885.2023.10295665>

- Vijaya, J., Jangir, V., Sharma, H., Srivastava, D., & Jaswani, N. (2024). AI-Based Flappy Bird Game with Dynamic Level Generation. *2024 IEEE International Conference on Interdisciplinary Approaches in Technology and Management for Social Innovation (IATMSI)*, 2, 1–6. <https://doi.org/10.1109/IATMSI60426.2024.10503355>
- Xiang, G. F., Savita, K. S., Abbas, M. K., Suroso, J., Widyaningsih, S., & Suparti, S. (2021). The Development of the Educational Contents for Disaster Mitigation in Indonesia. *2021 International Conference on Computer & Information Sciences (ICCOINS)*, 258–263. <https://doi.org/10.1109/ICCOINS49721.2021.9497192>
- Xing, H., Chai, M., & Song, Y. (2024). Artificial intelligence pathfinding based on Unreal Engine 5 hexagonal grid map. *2024 4th International Conference on Neural Networks, Information and Communication (NNICE)*, 1708–1711. <https://doi.org/10.1109/NNICE61279.2024.10498463>
- Xing, Y., Hou, D., Liu, J., Yuan, H., Verma, A., & Shi, W. (2024). Deep Learning and Game Theory for AI-Enabled Human-Robot Collaboration System Design in Industry 4.0. *2024 IEEE 14th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, 8–13. <https://doi.org/10.1109/CCWC60891.2024.10427753>
- Yahya, M., Parenreng, J. M., Suhartono, Wahid, M. S. N., Saputra, A., & Wahid, A. (2021). Early Warning Urgent Logistic Disaster in Rural Area based on Classification Algorithm: Indonesian Case. *2021 IEEE 5th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, 277–282. <https://doi.org/10.1109/ICITISEE53823.2021.9655850>
- Zhao, Y., Hu, C., & Liu, J. (2024). Playing With Monte-Carlo Tree Search [AI-eXplained]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 19(1), 85–86. <https://doi.org/10.1109/MCI.2023.3328150>.