

KLASIFIKASI PENYAKIT COVID-19 DI KALIMANTAN SELATAN MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATIO

Nurul Huda^{1,*}, Triando Hamonangan Saragih²

¹ Prodi Matematika Universitas Lambung Mangkurat, Jalan A. Yani Km.38, Banjarbaru, Indonesia

² Prodi Ilmu Komputer Universitas Lambung Mangkurat, Jalan A. Yani Km.38, Banjarbaru, Indonesia

*Penulis korespondensi: hoeda@ulm.ac.id

Abstrak. Penyakit Covid-19 merupakan penyakit menular yang disebabkan oleh virus. Hampir seluruh negara di dunia terkena wabah penyakit Covid-19, tidak terkecuali di Indonesia. Sebagian besar orang yang tertular COVID-19 akan mengalami gejala ringan hingga sedang, dan akan pulih tanpa penanganan khusus. Namun, sebagian orang akan mengalami sakit parah dan memerlukan bantuan medis. Jika penanganan medis yang telat, bisa menyebabkan situasi kritis hingga meninggal dunia. Klasifikasi merupakan salah satu teknik di bidang ilmu komputer. Klasifikasi melakukan pengambilan keputusan berdasarkan masukan-masukan yang ada dengan konsep sebab-akibat. Klasifikasi banyak dilakukan di berbagai bidang, terutama di bidang kesehatan. Salah satu metode yang sering digunakan yaitu jaringan syaraf tiruan. Algoritma backpropagation adalah aplikasi langsung dari pemrograman dinamis yang menggunakan konsep jaringan syaraf tiruan. Keluaran akhir yang merupakan prediksi yang dihasilkan dapat dibandingkan dengan nilai yang diinginkan. Berdasarkan pengujian hasil penelitian klasifikasi penyakit Covid-19 menggunakan Backpropagation, didapatkan akurasi yang cukup bagus dengan nilai rata-rata sebesar 60.21. Hasil akurasi tersebut didapat dengan parameter nilai learning rate 0.5, jumlah neuron pada hidden layer sebanyak 80 dan jumlah epoch 200. Semakin besar nilai parameter yang digunakan maka bisa meningkatkan akurasi, akan tetapi setelah mencapai titik puncak dari nilai parameter tersebut maka setelah itu akurasi akan turun.

Kata kunci: Backpropagation, Covid-19, Kalimantan Selatan, Klasifikasi.

1. PENDAHULUAN

Penyakit Covid-19 merupakan penyakit menular yang disebabkan oleh virus(Wu et al., 2020). Hampir seluruh negara di dunia terkena wabah penyakit Covid-19, tidak terkecuali di Indonesia. Sebagian besar orang yang tertular COVID-19 akan mengalami gejala ringan hingga sedang, dan akan pulih tanpa penanganan khusus(Setiadi et al., 2022). Namun, sebagian orang akan mengalami sakit parah dan memerlukan bantuan medis. Jika penanganan medis yang telat, bisa menyebabkan situasi kritis hingga meninggal dunia. Efek dari penyakit Covid-19 sudah menyebabkan jutaan orang meninggal dunia atau meninggalkan efek berkepanjangan(Singhal, 2020). Salah satu cara untuk melakukan deteksi awal dengan menggunakan bantuan teknologi. Salah satu di bidang teknologi yang mampu melakukan deteksi yaitu dengan cara melakukan klasifikasi(Chen et al., 2013).

Klasifikasi merupakan salah satu teknik di bidang ilmu komputer. Klasifikasi melakukan pengambilan keputusan berdasarkan masukan-masukan yang ada dengan konsep sebab-akibat. Klasifikasi banyak dilakukan di berbagai bidang, terutama di bidang kesehatan(Lackner & Tiniakos, 2019; Saragih, Mahmudy, & Anggodo, 2018; Suzuki et al., 2020). Salah satu metode yang sering digunakan yaitu jaringan syaraf tiruan. Jaringan syaraf tiruan merupakan metode klasifikasi yang menggunakan konsep sama seperti jaringan syaraf pada manusia(Xu & Wang, 2016). Jaringan syaraf tiruan sering dipakai sebagai metode klasifikasi karena bisa memberikan hasil akurasi yang lebih baik(Kaewthai et al., 2015).

Ada banyak metode jaringan syaraf tiruan yang bisa melakukan klasifikasi, salah satunya yaitu metode Backpropagation. *Backpropagation* merupakan salah satu metode dalam jaringan syaraf tiruan yang populer dan memiliki keunggulan dalam kemampuannya untuk belajar, adaptasi terhadap objek, dan toleransi terhadap kesalahan(Dessy & Irawan, 2012). *Backpropagation* berisi dua fase utama, masing-masing disebut sebagai fase maju dan mundur. Fase maju diperlukan untuk menghitung nilai *output* dan turunan lokal di berbagai *node*, dan fase mundur diperlukan untuk mengakumulasi perkalian dari nilai lokal ini di semua jalur dari *node* ke *output*(Zamani et al., 2012). Penelitian sebelumnya mengimplementasikan metode Backpropagation untuk penyakit gigi menghasilkan akurasi 90% dari jumlah kasus sebanyak 50 kasus(Aryasa, 2012).

2. METODE

Jaringan saraf tiruan adalah teknik pembelajaran mesin populer yang mensimulasikan mekanisme pembelajaran dalam organisme biologis (Al-Yaseen et al., 2017). Jaringan saraf tiruan menghitung fungsi masukan dengan menyebarkan nilai yang dihitung dari neuron masukan ke neuron keluaran dan menggunakan bobot sebagai parameter perantara. Pembelajaran terjadi dengan mengubah bobot yang menghubungkan neuron (Kaewthai et al., 2015).

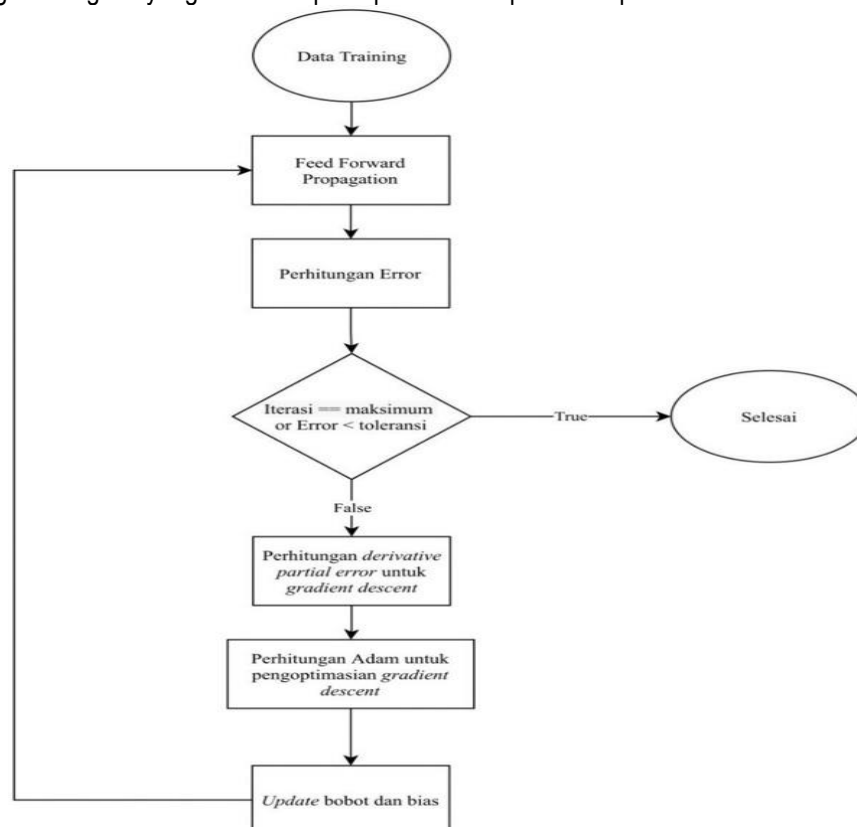
Lapisan-lapisan penyusun jaringan syaraf tiruan dibagi menjadi tiga, yaitu: Lapisan masukan (*Input Layer*), unit-unit dalam input layer disebut unit-unit input yang memiliki tugas menerima pola masukan dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*), unit-unit dalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi yang nilai output-nya tidak dapat diamati secara langsung (Saragih et al., 2017). Lapisan keluaran (*Output Layer*), unit-unit dalam lapisan keluaran disebut unit-unit output yang merupakan solusi jaringan syaraf tiruan terhadap suatu permasalahan (Utomo et al., 2017).

Algoritma backpropagation adalah aplikasi langsung dari pemrograman dinamis. Algoritma ini memiliki dua fase utama, yaitu fase maju dan fase mundur. Di fase maju, semua masukan di training set dimasukkan ke dalam jaringan syaraf. Kemudian menghasilkan rangkaian komputasi yang maju di seluruh layer, menggunakan kumpulan bobot saat ini. Keluaran akhir yang merupakan prediksi yang dihasilkan dapat dibandingkan dengan nilai yang diinginkan dan menghitung turunan dari fungsi kerugian terhadap keluarannya. Turunan dari kerugian ini sekarang perlu dihitung terhadap bobot di semua layer di fase mundur.

Tujuan utama dari fase mundur adalah mempelajari gradien fungsi kerugian terhadap bobot yang berbeda dengan menggunakan aturan rantai kalkulus diferensial. Gradien ini digunakan untuk memperbarui bobot (Zamani et al., 2012).

Metode yang digunakan dalam penelitian bersifat pengambilan data primer, yaitu mengumpulkan bahan atau materi yang berkaitan dengan topik penelitian, kemudian memahami dan mempelajari konsep bahan atau materi tersebut dan mencari data penyakit covid-19.

Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Lambang Universitas Lambung Mangkurat

Pada penelitian ini akan menggunakan data Covid 19 dengan jumlah kasus sebanyak 192 dimana 121 penyakit Covid dan 71 penyakit non covid. Atribut sebagai simbol X beserta luaran sebagai simbol Y dari penyakit Covid-19 dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Atribut dan Luaran Penyakit Covid-19

No	Atribut	Arti
1.	X1	Demam
2.	X2	Pusing
3.	X3	Hilang Penciuman
4.	X4	Flu
5.	X5	Sesak Nafas
6.	X6	Tidak bisa mengecap rasa
7.	Y1	Covid

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian pada penelitian ini dilakukan melalui 3 tahapan, yaitu pengujian learning rate, pengujian jumlah neuron pada hidden layer, dan pengujian epoch. Pengujian dilakukan dengan membagi data sebesar 80% data latih dan 20% data uji (Saragih, Mahmudy, Abadi, et al., 2018). Pengujian dilakukan dengan melakukan 10 kali percobaan di tiap parameter karena hasil akurasi yang keluar bisa berubah-ubah. Hasil akurasi yang diambil yaitu hasil akurasi rata-rata dari pengujian sebanyak 10 kali.

Pengujian pertama yaitu dilakukan pengujian learning rate. Pengujian learning rate yaitu bertujuan untuk melihat parameter learning rate mana yang memberikan hasil terbaik. Semakin tinggi nilai learning rate, maka semakin sedikit tingkat toleransi terhadap kesalahan. Pengujian dilakukan pada nilai 0.1 hingga 1.0 dengan nilai standar pada parameter lain. Hasil dari pengujian learning rate bisa dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Learning Rate

Nilai	Akurasi Maksimal Rata-Rata
0.1	50.11
0.2	51.22
0.3	50.33
0.4	55.46
0.5	56.11
0.6	54.35
0.7	55.24
0.8	54.11
0.9	56.03
1.0	55.32

Pada Tabel 2 bisa dilihat bahwa hasil terbaik yaitu dengan akurasi rata-rata sebesar 56.11 dengan nilai parameter learning rate sebesar 0.5. Nilai 0.5 merupakan titik puncak untuk bisa memberikan hasil akurasi maksimal dengan menggunakan nilai standar pada parameter lainnya.

Pengujian selanjutnya yaitu pengujian jumlah neuron pada hidden layer. Jumlah neuron pada hidden layer berguna sebagai proses perhitungan agar bisa memberikan hasil keputusan yang baik dan bisa memberikan akurasi yang bagus. Nilai parameter yang digunakan yaitu mulai dari 10 hingga 100 dengan parameter learning rate sebesar 0.5 dan parameter standar pada epoch. Hasil dari pengujian ini bisa dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Neuron pada Hidden Layer

Nilai	Akurasi Maksimal Rata-Rata
10	56.11
20	55.98
30	57.33
40	57.13

50	58.18
60	57.79
70	57.74
80	58.89
90	57.34
100	56.8

Pada Tabel 3 bisa dilihat bahwa hasil terbaik yaitu dengan akurasi rata-rata sebesar 58.89 dengan nilai parameter jumlah neuron pada hidden layer sebesar 80. Nilai 80 merupakan titik puncak untuk bisa memberikan hasil akurasi maksimal dengan menggunakan nilai standar pada parameter lainnya.

Pengujian selanjutnya yaitu pengujian jumlah epoch. Jumlah epoch berguna sebagai proses perulangan dalam melakukan klasifikasi sehingga semakin banyak nilai epoch maka semakin banyak iterasi yang dilakukan. Nilai parameter yang digunakan yaitu mulai dari 10 hingga 400 dengan parameter learning rate sebesar 0.5 dan parameter jumlah neuron pada hidden layer sebesar 80. Hasil dari pengujian ini bisa dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Epoch

Nilai	Akurasi Maksimal Rata-Rata
10	58.18
50	58.72
100	57.65
150	59.49
200	60.21
250	60.11
300	60.09
350	58.77
400	59.92

Pada Tabel 4 bisa dilihat bahwa hasil terbaik yaitu dengan akurasi rata-rata sebesar 60.21 dengan nilai parameter jumlah epoch sebesar 200. Nilai 200 merupakan titik puncak untuk bisa memberikan hasil akurasi maksimal dengan menggunakan nilai standar pada parameter lainnya.

Berdasarkan dari ketiga pengujian, dapat disimpulkan parameter terbaik yang didapat yaitu dengan nilai learning rate 0.5, jumlah neuron pada hidden layer sebanyak 80 dan jumlah epoch 200 dengan akurasi rata-rata sebesar 60.21. Semakin besar nilai parameter yang digunakan bisa meningkatkan akurasi yang didapat, akan tetapi ketika mencapai titik puncak dari nilai parameter tersebut maka semakin besar nilai parameternya maka akan mengalami penurunan akurasi secara perlahan.

4. SIMPULAN

Berdasarkan pengujian hasil penelitian klasifikasi penyakit Covid-19 menggunakan Backpropagation, didapatkan akurasi yang cukup bagus dengan nilai rata-rata sebesar 60.21. Hasil akurasi tersebut didapat dengan parameter nilai learning rate 0.5, jumlah neuron pada hidden layer sebanyak 80 dan jumlah epoch 200. Semakin besar nilai parameter yang digunakan maka bisa meningkatkan akurasi, akan tetapi setelah mencapai titik puncak dari nilai parameter tersebut maka setelah itu akurasi akan turun.

Untuk penelitian selanjutnya disarankan melakukan optimasi nilai bobot pada metode Backpropagation dengan metode optimasi seperti optimasi ADAM atau metode stokastik seperti Algoritma Genetika agar bobot yang didapat bisa menjadi dasar untuk memberikan klasifikasi dan akurasi yang lebih baik.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih diberikan kepada pihak Universitas Lambung Mangkurat selaku pemberi dana pada penelitian ini karena tanpa dana ini penelitian ini tidak bisa dilakukan. Semoga kedepannya kami dapat menghasilkan penelitian yang lebih baik lagi.



6. DAFTAR PUSTAKA

- Al-Yaseen, W. L., Othman, Z. A., Nazri, M. Z. A., Fossaceca, J. M., Mazzuchi, T. A., Sarkani, S., Gerlein, E. A., McGinnity, M., Belatreche, A., Coleman, S., Guo, P., Cheng, W., Wang, Y., Huang, G. Bin, Zhu, Q. Y., Siew, C. K., Mateo, F., Carrasco, J. J., Sellami, A., ... Yüksel, T. (2017). A machine learning approach to synchronization of automata. *Expert Systems with Applications*, 40(8), 344–356. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.10.048>
- Aryasa, K. (2012). Expert System Diagnosa Jenis Penyakit Gigi Menggunakan JST Backpropagation. *CSRID*, 4(0411), 81–95.
- Chen, H. L., Huang, C. C., Yu, X. G., Xu, X., Sun, X., Wang, G., & Wang, S. J. (2013). An efficient diagnosis system for detection of Parkinson's disease using fuzzy k-nearest neighbor approach. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 263–271. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.014>
- Dessy, W. M., & Irawan, A. (2012). Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah. *Jurnal Komputer Dan Informatika (KOMPUTA)*, 1(1), 45–51.
- Kaewthai, R., Thammaboosadee, S., & Kiattisin, S. (2015). Diabetes dose titration identification model. *2015 8th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/BMEiCON.2015.7399557>
- Lackner, C., & Tiniakos, D. (2019). Fibrosis and alcohol-related liver disease. In *Journal of Hepatology*. <https://doi.org/10.1016/j.jhep.2018.12.003>
- Saragih, T. H., Fajri, D. M. N., Hamdianah, A., Mahmudy, W. F., & Anggodo, Y. P. (2017). Jatropha Curcas Disease Identification Using Fuzzy Neural Network. *International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*, Batu, Indonesia, 25-25 November.
- Saragih, T. H., Mahmudy, W. F., Abadi, A. L., & Anggodo, Y. P. (2018). Application of extreme learning machine and modified simulated annealing for jatropha curcas disease identification. *International Journal of Advances in Soft Computing and Its Applications*, 10(2), 108–119.
- Saragih, T. H., Mahmudy, W. F., & Anggodo, Y. P. (2018). Genetic algorithm for optimizing FIS Tsukamoto for dental disease identification. *2017 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems, ICACSIS 2017, 2018-Janua*, 345–349. <https://doi.org/10.1109/ICACSIS.2017.8355057>
- Setiadi, W., Rozi, I. E., Safari, D., Daningrat, W. O. D., Johar, E., Yohan, B., Yudhaputri, F. A., Lestari, K. D., Oktavianthi, S., Myint, K. S. A., Malik, S. G., & Soebandrio, A. (2022). Prevalence and epidemiological characteristics of COVID-19 after one year of pandemic in Jakarta and neighbouring areas, Indonesia: A single center study. *PLOS ONE*, 17(5), e0268241. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0268241>
- Singhal, T. (2020). A Review of Coronavirus Disease-2019 (COVID-19). *The Indian Journal of Pediatrics*, 87(4), 281–286. <https://doi.org/10.1007/s12098-020-03263-6>
- Suzuki, Y., Suzuki, A., Nakamura, S., Ishikawa, T., & Kinoshita, A. (2020). Machine learning model estimating number of COVID-19 infection cases over coming 24 days in every province of South Korea (XGBoost and MultiOutputRegressor). *MedRxiv*, 2020.05.10.20097527. <https://doi.org/10.1101/2020.05.10.20097527>
- Utomo, M. C. C., Mahmudy, W. F., & Anam, S. (2017). Determining the Neuron Weights of Fuzzy Neural Networks Using Multi-Populations Particle Swarm Optimization for Rainfall Forecasting. *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering*, 9(2), 37–42.
- Wu, Y.-C., Chen, C.-S., & Chan, Y.-J. (2020). The outbreak of COVID-19: An overview. *Journal of the Chinese Medical Association*, 83(3), 217–220. <https://doi.org/10.1097/JCMA.0000000000000270>
- Xu, S., & Wang, J. (2016). A fast incremental extreme learning machine algorithm for data streams classification. *Expert Systems with Applications*, 65, 332–344. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.08.052>
- Zamani, A. M., Amaliah, B., & Munif, A. (2012). Implementation of Genetic Algorithm on Backpropagation Neural

Network for Breast Cancer Classification. *Jurnal Teknik POMITS*, 1(1), 1–6.