



JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION DENGAN ADAPTIVE MOMENT ESTIMATION UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT COVID-19 DI KALIMANTAN SELATAN

Triando Hamonangan Saragih¹, Nurul Huda²

¹*Prodi Ilmu Komputer, Universitas Lambung Mangkurat, Indonesia*

²*Prodi Matematika, Universitas Lambung Mangkurat, Indonesia*

Jalan A Yani Km 36 Banjarbaru, Kalimantan Selatan

email: ¹*triando.saragih@ulm.ac.id*, ²*hoeda @ulm.ac.id*

ABSTRACT

An artificial neural network is a computational method that mimics a biological neural network system. This method uses basic non-linear computational elements called neurons which are organized as a network of interconnected ones, so that it is similar to a human neural network. One of the application techniques can be done as a classification method. One of the classification methods that is often used is the Backpropagation method. The Backpropagation method uses the concept of supervised learning. One approach that can be done in learning is by optimizing weighting. The optimization method used is the Adaptive Moment Estimation (ADAM) optimization method. ADAM optimization is an optimization method that uses the stochastic concept to search for the best parameters. The data used in this study is Covid 19 data in South Kalimantan. The data used are 192 cases of which 121 are Covid 19 and 71 are non-Covid diseases. The results of the accuracy of the classification using the Backpropagation method which has been optimized with the ADAM method stated that it is better than without ADAM optimization with an average accuracy of 69.77% and the best maximum accuracy of 71.05%.

Keywords: Covid 19, Neural Network, Backpropagation, ADAM Optimization

ABSTRAK

Jaringan syaraf tiruan adalah suatu metode komputasi yang meniru sistem jaringan syaraf biologi. Metode ini menggunakan elemen perhitungan non-linier dasar yang disebut neuron yang diorganisasikan sebagai jaringan yang paling berhubungan, sehingga mirip dengan jaringan syaraf manusia. Salah satu teknik penerapannya bisa dilakukan sebagai metode klasifikasi. Salah satu metode klasifikasi yang sering digunakan yaitu metode Backpropagation. Metode Backpropagation menggunakan konsep supervised learning. Salah satu pendekatan yang bisa dilakukan dalam pembelajarannya dengan melakukan optimasi pembobotan. Metode optimasi yang digunakan yaitu metode optimasi *Adaptive Moment Estimation* (ADAM). Optimasi ADAM yaitu metode optimasi yang menggunakan konsep stokastik dalam melakukan pencarian parameter terbaik. Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data Covid 19 di Kalimantan Selatan. Data yang digunakan sebanyak 192 kasus yang mana 121 penyakit Covid 19 dan 71 penyakit bukan Covid. Hasil akurasi dari klasifikasi menggunakan metode Backpropagation yang sudah dioptimasi dengan metode ADAM menyatakan lebih baik dibandingkan tanpa optimasi ADAM dengan akurasi rata-rata sebesar 69.77% dan akurasi maksimal terbaik sebesar 71.05%.

Kata kunci: Covid 19, Jaringan Syaraf Tiruan, Backpropagation, Optimasi ADAM

Received: 08 November 2022, Accepted: 15 Desember 2022, Published: 17 Desember 2022

PENDAHULUAN

Jaringan syaraf tiruan atau *Neural Network* adalah suatu metode komputasi yang meniru sistem jaringan syaraf biologi (Michael & Dabnichki, 2016). Metode ini menggunakan elemen perhitungan non-linier dasar yang disebut neuron yang diorganisasikan sebagai jaringan yang paling berhubungan, sehingga mirip dengan jaringan syaraf manusia (Gerlein et al., 2016). Jaringan syaraf dibedakan menjadi *single layer* dan *multilayer* (Bueno-Crespo et al., 2013).

Pada kasus *multi-layer network*, eror adalah fungsi komposisi dari bobot di *layer* sebelumnya (Tang et al., 2015). Gradien fungsi komposisi eror tersebut dihitung menggunakan algoritma *backpropagation* (Zamani et al., 2012). Algoritma *backpropagation* menggunakan aturan rantai untuk menghitung gradien eror melalui berbagai jalur dari *node* ke *output* (Dessy & Irawan, 2012).

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 (Aryasa, 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).

Ada beberapa cara untuk meningkatkan pembelajaran dalam metode *Backpropagation* diantaranya adalah improvisasi arsitektur, menemukan parameter optimal, memilih metode optimasi terbaik dan sebagainya. Tetapi *Backpropagation* memiliki kelemahan dalam proses pembelajarannya yang membutuhkan waktu yang lama dalam mencapai tingkat konvergen, hal tersebut disebabkan karena risiko terjebak di lokal minimum (Michael & Dabnichki, 2016). Salah satu metode yang dapat digunakan untuk optimisasi *Backpropagation* adalah *Adaptive Moment Estimation* (ADAM), karena memperoleh hasil yang baik dengan cepat dibandingkan dengan metode optimasi stokastik lainnya.

ADAM adalah metode untuk optimasi stokastik efisien yang hanya membutuhkan gradien orde pertama dengan sedikit kebutuhan memori. Metode ini menghitung tingkat pembelajaran adaptif individu untuk parameter yang berbeda dari perkiraan momen pertama dan kedua dari gradien. ADAM mengestimasi kecepatan pembelajaran yang adaptif untuk semua parameter yang terlibat dalam pelatihan gradien.

Kelebihan dari ADAM sendiri adalah teknik komputasi yang efisien dan sangat sederhana yang mencakup gradien orde pertama dengan kebutuhan memori kecil untuk optimasi stokastik. ADAM diusulkan untuk digunakan dalam kasus masalah *machine learning* dengan ruang parameter dimensi tinggi dan kumpulan data besar yang menghitung kecepatan pembelajaran secara individual untuk berbagai parameter dari perkiraan yang mencakup momen orde pertama dan kedua (Kingma & Ba, 2015).

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Covid-19. Covid-19 merupakan salah satu wabah penyakit yang sangat berbahaya sejak 2019. Penyebaran dari penyakit Covid-19 sangat cepat sehingga hampir semua negara terkena penyakit Covid-19 dan menyebabkan pandemi. Penanganan dan deteksi yang telat bisa menyebabkan berbagai macam efek hingga meninggal dunia. Deteksi dini yang bisa dilakukan yaitu dengan cara melakukan klasifikasi menggunakan metode Backpropagation. Data Covid-19 yang digunakan yaitu diambil dari survey beberapa instansi kesehatan di Kalimantan Selatan.

Dalam penelitian ini akan dilakukan kajian mengenai *Backpropagation* dengan mengoptimalkan bobot menggunakan ADAM. Model jaringan syaraf ini akan digunakan untuk memprediksi apakah seorang pasien menderita penyakit Covid-19 atau tidak.

TINJAUAN PUSTAKA

1. Jaringan Syaraf Tiruan

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).

2. *Backpropagation*

Algoritma *Backpropagation* adalah aplikasi langsung dari pemrograman dinamis. Algoritma ini memiliki dua fase utama, yaitu fase maju dan fase mundur.

- Fase Maju

Di fase ini, 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.

- 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).

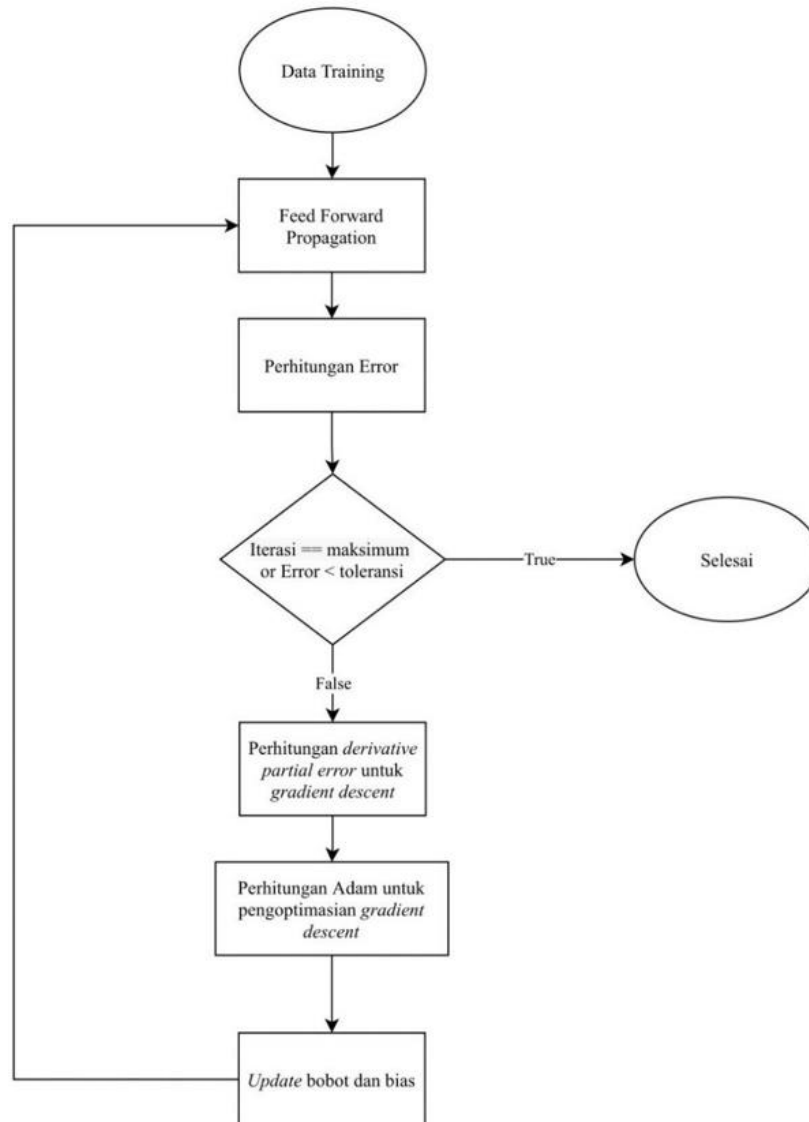
3. *Adaptive Moment Estimation* (ADAM)

Adaptive Moment Estimation (ADAM) adalah salah satu algoritma optimisasi yang bertujuan untuk meminimalkan fungsi loss $E(x)$ pada berbagai parameter seperti bobot dan bias). ADAM digunakan untuk mengoptimisasi *gradient descent*. ADAM dapat menghitung tingkat pembelajaran adaptif (*adaptive learning rate*) untuk setiap bobot *neural network* dan ADAM dapat memperkirakan momen gradien pertama dan momen kedua untuk melakukan pembaruan bobot dan bias (Kingma & Ba, 2015).

METODE PENELITIAN

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 mengumpulkan data penyakit Covid-19 di Kalimantan Selatan.

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



Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, pada penelitian dilakukan dua tahapan yaitu melakukan pengujian dengan data latih dan data uji. Pada pengujian data latih digunakan untuk mendapatkan bobot dan bias terbaik menggunakan optimasi ADAM. Setelah mendapatkan bobot dan bias terbaik, maka akan muncul parameter dari *Backpropagation* untuk diimplementasikan ke pengujian data uji.

Pada penelitian ini akan menggunakan data Covid-19 dengan jumlah kasus sebanyak 192 dengan rincian 121 penyakit Covid-19 dan 71 penyakit non Covid-19. Data diambil dengan melakukan survey di beberapa tempat instansi kesehatan seperti puskesmas dan rumah sakit serta Dinas Provinsi Kesehatan di Kalimantan Selatan. Atribut sebagai simbol X dan luaran sebagai simbol Y dari penyakit Covid-19 dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Atribut dan Luaran

| 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 |

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan membagi data latih sebanyak 80% dan data uji sebanyak 20% (Saragih, Fajri, et al., 2018). Tujuan dari pembagian komposisi data ini untuk melatih dari metode *Backpropagation* agar bisa mendapatkan bobot terbaik untuk melakukan klasifikasi (Saragih, Mahmudy, et al., 2018).

Klasifikasi dilakukan dengan dua tahapan, yaitu tanpa menggunakan optimasi ADAM dan menggunakan optimasi ADAM. Tujuan dari melakukan dua tahapan pengujian ini ingin melihat seberapa pengaruh optimasi ADAM terhadap metode *Backpropagation*. Pengujian dilakukan melalui 10 kali percobaan dengan tujuan untuk melihat akurasi rata-rata yang didapat karena metode *Backpropagation* memberikan hasil yang berbeda di tiap percobaan tergantung pada bobot yang diperoleh dari pengujian data latih.

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 | 55.32 |

Pada Tabel 2 bisa dilihat bahwa hasil terbaik yaitu dengan akurasi rata-rata maksimal sebesar 56.11 dengan nilai parameter *learning rate* sebesar 0.5. Akurasi rata-rata maksimal didapatkan dari hasil rata-rata akurasi dari sepuluh kali percobaan. 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.

Parameter yang digunakan yaitu parameter terbaik yang didapat pada penelitian sebelumnya dengan parameter terbaik yaitu *learning rate* sebesar 0.5, jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 80 dan jumlah *epoch* sebesar 200. Hasil perbandingan kedua tahapan pengujian bisa dilihat pada Tabel 2.

Tabel 5. Perbandingan Hasil Akurasi

| No. | Metode | Akurasi Rata-Rata | Akurasi Maksimal |
|-----|--|-------------------|------------------|
| 1. | <i>Backpropagation</i> | 60.21% | 63.16% |
| 2. | <i>Backpropagation</i> + Optimasi Adam | 69.77% | 71.05% |

Berdasarkan Tabel 5 bisa dilihat bahwa hasil menggunakan optimasi ADAM untuk klasifikasi penyakit COVID-19 dengan backpropagation menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan tanpa optimasi. Terjadi peningkatan akurasi rata-rata sekitar 9.56% dan akurasi maksimal sebesar 7.89%. Akurasi

maksimal didapat dari akurasi yang terbaik diantara sepuluh kali percobaan di tiap parameter.

Melihat akurasi rata-rata dan akurasi maksimal yang didapat, hasil yang didapat tergolong cukup baik tapi masih kurang maksimal. Hasil yang kurang maksimal karena gejala penyakit Covid-19 dan non Covid-19 memiliki kemiripan. Data gejala yang didapatkan bersifat kategori, dimana berisi “ya” dan “tidak” sehingga ketika melakukan pembobotan dengan optimasi ADAM untuk klasifikasi dengan metode Backpropagation menjadi salah satu kesulitan yang dihadapi. Peningkatan 9.56% membuktikan bahwa optimasi ADAM sudah memberikan kinerja yang lebih baik. Akan tetapi, hasil akurasi rata-rata terbaik sebesar 69.77% membuktikan bahwa metode *Backpropagation* masih kurang bagus sebagai metode klasifikasi penyakit Covid-19 di Kalimantan Selatan jika melihat metode Neural Network mampu memberikan akurasi di atas 80% (Wahono et al., 2014).

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang sudah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa optimasi ADAM dapat meningkatkan akurasi dari metode *Backpropagation*. Optimasi ADAM bisa membantu metode *Backpropagation* mendapatkan akurasi rata-rata sebesar 69.77% dan akurasi maksimal terbaik sebesar 71.05% untuk klasifikasi penyakit Covid-19 di Kalimantan Selatan. Berdasarkan hasil akurasi ini, optimasi ADAM bisa membantu metode *Backpropagation* untuk melakukan klasifikasi penyakit Covid-19 di Kalimantan Selatan menjadi lebih baik. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan metode optimasi pembobotan lain seperti Algoritma Genetika atau *Simulated Annealing* agar bisa memberikan hasil yang lebih baik dalam melakukan optimasi. Untuk metode klasifikasi disarankan menggunakan metode klasifikasi berbasis jaringan syaraf tiruan seperti Algoritma H2O atau *Bayesian Network* yang memiliki keterbaruan dalam konsep agar bisa memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik dibandingkan sebelumnya.

REFERENSI

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.
- Bueno-Crespo, A., García-Laencina, P. J., & Sancho-Gómez, J.-L. (2013). Neural architecture design based on extreme learning machine. *Neural Networks*, 48, 19–24. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2013.06.010>
- 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.
- Gerlein, E. A., McGinnity, M., Belatreche, A., & Coleman, S. (2016). Evaluating machine learning classification for financial trading: An empirical approach. *Expert Systems with Applications*, 54, 193–207. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.01.018>
- 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>
- Kingma, D. P., & Ba, J. L. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*, 1–15.
- Michael, K., & Dabnichki, P. (2016). An investigation of the suitability of Artificial Neural Networks for the prediction of core and local skin temperatures when trained with a large and gender-balanced database. *Applied Soft Computing Journal*. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.11.006>
- 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., Fajri, D. M. N., Mahmudy, W. F., Abadi, A. L., & Anggodo, Y. P. (2018). Jatropha curcas disease identification with extreme learning machine. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 12(2), 883–888. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v12.i2.pp883-888>
- 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.
- Tang, J., Deng, C., & Huang, G.-B. (2015). Extreme Learning Machine for Multilayer Perceptron. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 1–13. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2015.2424995>
- 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.

Wahono, R. S., Herman, N. S., & Ahmad, S. (2014). Neural network parameter optimization based on genetic algorithm for software defect prediction. *Advanced Science Letters*, 20(10–12), 1951–1955. <https://doi.org/10.1166/asl.2014.5641>

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.