

KAJIAN LITERATUR MULTI LAYER PERCEPTRON: SEBERAPA BAIK PERFORMA ALGORITMA INI

Doughlas Pardede¹, B. Herawan Hayadi² Iskandar³

^{1,2}Ilmu Komputer, Universitas Potensi Utama, Universitas Pembangunan Panca Budi³

¹doug.pardede@gmail.com, ²b.herawan.hayadi@gmail.com, ³iskandargayo@gmail.com

Abstract: *Multi Layer Perceptron (MLP), one of the deep learning algorithms, has been widely used in classification problem research because it has advantages over other conventional classification methods. This study takes 15 articles that have been published in research journals regarding the application of the multi-layer perceptron algorithm to prediction and classification problems. From the results of the analysis carried out, the results show that the lowest performance value of this algorithm is 62.89%, the highest performance value of this algorithm is 100% and the average performance value of this algorithm is 91.98%. From these values, it can be concluded that the multi layer perceptron algorithm is very good and feasible to be used in solving prediction and classification problems.*

Keywords: *prediction, classification, multi layer perceptron, performance*

I. PENDAHULUAN

Jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan salah satu metode klasifikasi yang lapisan input (*input layer*) dan lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dalam menghasilkan pengelompokan data pada lapisan keluaran (*output layer*) dengan kinerja yang cukup baik [1]. Dengan tingkat akurasi yang mencapai nilai lebih dari 83%, metode ini sering dimanfaatkan untuk masalah klasifikasi dengan data yang kompleks dan berjumlah sangat besar [2]. JST memiliki dua kategori, yaitu *shallow learning* yang hanya menggunakan jaringan syaraf dengan satu *layer*, dan *deep learning* yang menggunakan jaringan syaraf lebih dari satu *layer* [3].

Deep learning merupakan pengembangan dari *machine learning*, yang terinspirasi dari sistem korteks manusia. Sistem yang tetap menggunakan *artificial neural network* ini dikembangkan untuk menutupi kelemahan metode sebelumnya yang hanya memiliki satu *layer* [4].

Berbeda dengan metode *machine*

learning konvensional yang mengandalkan CPU dan RAM dalam proses komputasinya, *deep learning* dapat memanfaatkan GPU dalam proses komputasinya, sehingga proses komputasi data bisa menjadi lebih cepat [5].

Teknologi *deep learning* menjadi teknologi yang paling populer untuk mengenali suatu kegiatan atau objek yang memiliki tingkat keakuratan lebih tinggi dibanding dengan metode *machine learning*. Teknologi *deep learning* merepresentasikan suatu konsep yang kompleks sebagai rangkaian konsep-konsep yang lebih sederhana. *Deep learning* menggunakan data sebagai input dan memprosesnya dengan menggunakan sejumlah lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Setelah itu melakukan transformasi non linier dari data masukan untuk menghitung nilai output [6].

Multi Layer Perceptron (MLP) salah satu algoritma *deep learning*, sudah banyak digunakan dalam penelitian masalah klasifikasi karena memiliki kelebihan dibandingkan metode klasifikasi konvensional lain. MLP memiliki kelebihan

seperti mampu mengadaptasikan dirinya dengan data, dapat memperkirakan hubungan antar keanggotaan kelas dengan atribut dari objek, lebih reliabel terhadap *noise* dalam data, dan mampu menghitung nilai probabilitas posterior, yang merupakan dasar untuk membangun aturan klasifikasi dan analisis statistika. [7].

Secara umum, langkah-langkah dalam pelatihan algoritma *multi layer perceptron* menggunakan *backpropagation* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan error ini, tahap *feed-forward* harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, neuron-neuron diaktifkan dengan menggunakan sebuah fungsi aktivasi [8].

Dalam mengukur kinerja sebuah algoritma klasifikasi, dapat digunakan nilai-nilai seperti *area under the curve* (AUC), *precision*, *recall*, *mean squared error* (MSE), *mean absolute percentage error* (MAPE), dan *root mean square error* (RMSE) [9], [10].

Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji seberapa baik performa algoritma MLP dalam masalah klasifikasi dan prediksi, yang bersumber dari hasil 15 artikel penelitian, dengan melihat nilai-nilai yang diperoleh melalui teknik evaluasi seperti MSE, *cross validation*, MAPE, *confusion matrix*, dan RMSE

yang dihasilkannya dalam mengklasifikasikan data.

II. METODE

Penelitian ini membahas mengenai performa algoritma *multi layer perceptron* yang diterapkan ke dalam berbagai jenis masalah yang berbeda.

Fokus dari penelitian ini adalah performa algoritma *multi layer perceptron* yang diterapkan ke dalam masalah prediksi dan klasifikasi, yang disadur dari penelitian-penelitian yang sudah pernah ada.

Diambil 30 artikel penelitian yang sudah diterbitkan di dalam jurnal penelitian pada periode 2018-2021 sebagai bahan referensi. Hasil yang ditunjukkan oleh penelitian-penelitian itu kemudian dianalisa untuk kemudian ditarik kesimpulan mengenai seberapa baik performa algoritma *multi layer perceptron* dalam masalah prediksi dan klasifikasi.

Tabel 1 sampai Tabel 3 menunjukkan 30 artikel penelitian yang digunakan sebagai bahan referensi mengenai penerapan algoritma *multi layer perceptron* pada berbagai topik masalah penelitian [11]–[40].

Tabel 1. Hasil Penelitian *Multi Layer Perceptron* (1-9)

No	Penulis	Judul Artikel	Tahun Terbit
1	Made Satria Wibawa, I Md. Dendi Maysanjaya	Multi Layer Perceptron Dan Principal Component Analysis Untuk Diagnosa Kanker Payudara	2018
2	Melania Swetika Rini	Kajian kemampuan metode neural network untuk klasifikasi penutup lahan dengan menggunakan Citra Landsat-8 OLI (kasus di Kota Yogyakarta dan sekitarnya)	2018
3	Javad Mohammadi, Mohammad Ataei, Reza Khalo Kakaei, Reza Mikaeil, Sina Shaffiee Haghshenas	Prediction of the Production Rate of Chain Saw Machine using the Multilayer Perceptron (MLP) Neural Network	2018

4	Nadya Oktavia Rahardiani, Wayan Firdaus Mahmudy, Indriati	Optimasi Bobot Multi-Layer Perceptron Menggunakan Algoritma Genetika Untuk Klasifikasi Tingkat Resiko Penyakit Stroke	2018
5	Irina E. Subbotina, Alexander G. Buevich, Andrey V. Shichkin, Alexander P. Sergeev, Dmitry A. Tarasov, Andrey G. Tyagunov, Marina V. Sergeeva, Elena M. Baglaeva	Multilayer Perceptron, Generalized Regression Neural Network, and Hybrid Model in Predicting the Spatial Distribution of Impurity in the Topsoil of Urbanized Area	2018
6	Khoirudin, Dewi Nurdiyah, Nur Wakhidah	Prediksi Penerimaan Mahasiswa Baru Dengan Multi Layer Perceptron	2019
7	Rusma Insan Nurachim	Pemilihan Model Prediksi Indeks Harga Saham Yang Dikembangkan Berdasarkan Algoritma Support Vector Machine(SVM) Atau Multilayer Perceptron(MMLP) Studi Kasus : Saham PT Telekomunikasi Indonesia TBK	2019
8	Putu Githa Pratiwi, I Ketut Gede Darma Putra, Desy Purnami Singgih Putri	Peramalan Jumlah Tersangka Penyalahgunaan Narkoba Menggunakan Metode Multilayer Perceptron	2019
9	Mariana Windarti, Putri Taqwa Prasetyaninrum	Prediction Analysis Student Graduate Using Multilayer Perceptron	2019

Tabel 2. Hasil Penelitian *Multi Layer Perceptron* (10-20)

No	Penulis	Judul Artikel	Tahun Terbit
10	Rosenty Damanik, Monalisa Br.Sirait, Suci Yolanda, Ensunaria Ketaren, Indra Prianto Sinaga, Mawaddah Harahap	Diagnosa Penyakit Kulit Pada Anjing Dengan Algoritma Multilayer Perceptron	2019
11	Henny Dwi Bhakti	Aplikasi Artificial Neural Network (ANN) untuk Memprediksi Masa Studi Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik	2019
12	Obafemi O. Olatunji, Stephen Akinlabi, Nkosinathi Madushele, Paul A. Adedeji, Ishola Felix	Multilayer Perceptron Artificial Neural Network For The Prediction Of Heating Value of Municipal Solid Waste	2019
13	Nico Munasatya, Sendi Novianto	Natural Language Processing untuk Sentimen Analisis Presiden Jokowi Menggunakan Multi Layer Perceptron	2020
14	Steven Sen, Dedy Sugiarto, Abdul Rochman	Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras	2020
15	Avira Budianita, Fandy Indra Pratama	Penerapan Algoritma Klasifikasi Dengan Fitur Seleksi Weight By Information Gain Pada Pemodelan Prediksi Kelulusan Mahasiswa	2020

16	Wikan Dinar Sunindyo, Ahmad Sena Musa Satria	Traffic Congestion Prediction Using Multi-Layer Perceptrons and Long Short-Term Memory	2020
17	Hartono, Muhammad Sadikin, Dian Maya Sari, Nur Anzelina, Silvia Lestari, Wulan Dari	Implementation of Artificial Neural Networks with Multilayer Perceptron for Analysis of Acceptance of Permanent Lecturers	2020
18	Ari Peryanto, Anton Yudhana, Rusydi Umar	Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation	2020
19	Ridwan, Hendarman Lubis, Prio Kustanto	Implementasi Algoritma Neural Network dalam Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa	2020
20	Mutiara S. Simanjuntak, Wanayumini, Rika Rosnelly, Teddy Surya Gunawan	The Activity Activation Function Of Multilayer Perceptron - Based Cardiac Abnormalities	2020

Tabel 3. Hasil Penelitian *Multi Layer Perceptron* (21-30)

No	Penulis	Judul Artikel	Tahun Terbit
21	Miftakhul Anggita Bima Ferdinand, Aji Prasetya Wibawa, Ilham Ari Elbaith Zaeni, Harits Ar Rosyid	Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron Untuk Peramalan Pengunjung Unik Jurnal Elektronik	2020
22	Isman Kurniawan, Lusi Sofiana Silaban, Devi Munandar	Implementation of Convolutional Neural Network and Multilayer Perceptron in Predicting Air Temperature in Padang	2020
23	Ika Sari Damayanthi Sebayang, Muhammad Fahmi	Dependable Flow Modeling In Upper Basin Citarum Using Multilayer Perceptron Back-propagation	2021
24	Ari Kurniawan, Astried Silvanie	Prediksi Pasien Penyakit Jantung Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Multi Layer Perceptron dan Python pada Basis Data Penyakit Jantung di Cleveland	2021
25	Kahfi Heryandi Suradiradja	Algoritme Machine Learning Multi-Layer Perceptron dan Recurrent Neural Network untuk Prediksi Harga Cabai Merah Besar di Kota Tangerang	2021
26	Muhammad Rifaldo, Harun Mukhtar, Reny Medikawati Taufiq, Yoze Rizki	Peramalan Kedatangan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia Menurut Kebangsaan Perbulannya Menggunakan Metode Multilayer Perceptron	2021
27	Amalia Fitri Hardiyanti, Devi Fitrihanah	Perbandingan Algoritma C4.5 dan Multilayer Perceptron untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta	2021
28	Noor Aiman bin Aminuddin, Nurlaila Ismail, Marianah Masrie,	Optimization Of Learning Algorithms In Multilayer Perceptron (MLP) For Sheet	2021

	Siti Aishah Mohamad Bada-ruddin	Resistance Of Reduced Graphene Oxide Thin-Film	
29	T. Baklacioglu	Predicting The Fuel Flow Rate of Commercial Aircraft Via Multilayer Perceptron, Radial Basis Function and ANFIS Artificial Neural Networks	2021
30	Al-Khowarizmi, Fanny Ramadhani Fatma Sari Hutagalung	Classification of the IDR-USD Exchange Rate with Multilayer Perceptron Based on Detection Rate	2021

Ada beberapa variasi nilai ukur yang digunakan di dalam penelitian-penelitian penerapan algoritma MLP pada artikel yang ditinjau, seperti *mean squared error* (MSE), *root mean squared error* (RMSE), *mean absolute percentage* (MAPE), *mean absolute error* (MAE), dan akurasi prediksi (*predicted accuracy*).

MSE merupakan metode untuk mengevaluasi tingkat kesalahan dengan menghitung selisih kuadrat antara aktual dengan nilai hasil prediksi dan kemudian dibagi dengan jumlah data, dengan menggunakan persamaan (1) berikut [35]:

$$MSE = \frac{(aktual-prediksi)^2}{n} \quad (1)$$

RMSE merupakan hasil dari akar kuadrat jumlah nilai MSE, dengan menggunakan persamaan (2) berikut [13]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (aktual-prediksi)^2}{n}} \quad (2)$$

MAE merupakan nilai mutlak dari jumlah selisih antara data aktual dengan hasil prediksi dibagi dengan nilai aktual dan kemudian dibagi dengan jumlah data, dengan menggunakan persamaan (3) berikut [39]:

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |aktual-prediksi|}{n} \quad (3)$$

MAPE merupakan hasil dari nilai MAE dikali dengan 100%, dengan menggunakan persamaan (3) berikut [22]:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{aktual-prediksi}{aktual} \right|}{n} * 100\% \quad (4)$$

Akurasi prediksi dapat dihitung menggunakan beberapa jenis teknik seperti *confusion matrix* dan *cross validation*, dengan membandingkan nilai *true positive*, *true negative*, *false positive*, dan *false negative* dari hasil prediksi. Nilai akurasi ini dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (5) berikut [41]:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

Keterangan:

TP = *True Positive*.

TN = *True Negative*.

FP = *False Positive*.

FN = *False Negative*.

Untuk mengevaluasi performa algoritma MLP dari tinjauan hasil penelitian, digunakan standar penilaian seperti terlihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Standar Evaluasi

Rentang Nilai	Evaluasi
$80 \geq \text{Nilai}$	Sangat Baik
$60 \leq \text{Nilai} < 80$	Baik
$50 \leq \text{Nilai} < 60$	Cukup Baik
$50 < \text{Nilai}$	Kurang Baik

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Masing-masing hasil penelitian yang diperoleh dari bahan rujukan pada

Tabel 1 sampai Tabel 3 diambil intisarinya berupa nilai yang digunakan pada masing-masing teknik evaluasi, dengan hasil seperti terlihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Artikel Penelitian (1-18)

No	Hasil Penelitian	Evaluasi
1	Dari hasil kombinasi variasi fungsi aktivasi ReLu dan Tanh serta fungsi optimasi SGD, Adam dan L-BFGS, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 97.4%.	Nilai 97.4% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
2	Dari hasil kombinasi <i>learning rate</i> (LR) dan jumlah iterasi (I), diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 76.69%	Nilai 76.69% menunjukkan performa MLP: Baik.
3	Dari 10 model MLP dengan jumlah <i>hidden layer</i> yang berbeda, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 95.16%.	Nilai 95.16 menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
4	Dari 10 model MLP dengan jumlah <i>hidden layer</i> yang berbeda, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 98.47%.	Nilai 98.47% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
5	Dari hasil perbandingan algoritma MLP, GRNN, dan MLP-Kriging, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 85.3%.	Nilai 0-100, nilai 85.3% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
6	Dari 9 simulasi percobaan, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 99.92%.	Nilai 99.92% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
7	Dari 49 simulasi percobaan, diperoleh nilai <i>accuracy</i> MLP sebesar 92.5%.	Nilai 92.5% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
8	Dari 8 arsitektur MLP untuk meramalkan jumlah tersangka, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 96.3%.	Nilai 96.3% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
9	Dari hasil perbandingan algoritma MLP, Naïve Bayes, Lazy.IBk dan Tress.J48, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 92.54%.	Nilai 92.54% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
10	Dari 8 jenis penyakit kulit, 20 gejala penyakit, dan 22 data training, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 98.50%.	Nilai 98.50% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
11	Dari model MLP yang terdiri dari 4 <i>input layer</i> , 10 <i>hidden layer</i> dan 1 <i>output layer</i> , diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 98.51%.	Nilai 98.51% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
12	Dari hasil penelitian, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 78.32%.	Nilai 78.32% menunjukkan performa MLP: Baik.
13	Dari hasil evaluasi menggunakan <i>monte carlo cross validation</i> , diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 93.26%	Nilai 93.26% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
14	Dari hasil perbandingan algoritma MLP dan LSTM, diperoleh nilai akurasi rata-rata MLP sebesar 62.89%.	Nilai 62.89% menunjukkan performa MLP: Baik.
15	Dari hasil perbandingan algoritma Naive Bayes, Linear Regression, dan MultiLayer Perceptron, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 82.16%	Nilai 82.16% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
16	Dari hasil perbandingan algoritma MLP dan LSTM, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 88.8%.	Nilai 88.8% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
17	Dari 100 data, yang dibagi menjadi 75% data <i>training</i> dan 25% data <i>testing</i> , diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 98.7%.	Nilai 98.7% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
18	Dari hasil evaluasi <i>5-fold cross validation</i> , diperoleh nilai rata-rata akurasi MLP sebesar 76.49%.	Nilai 76.49% menunjukkan performa MLP: Baik.

Tabel 6. Hasil Evaluasi Artikel Penelitian (19-13)

No	Hasil Penelitian	Evaluasi
19	Dari 4 model MLP dengan variasi jumlah iterasi yang berbeda, diperoleh rata-rata akurasi MLP sebesar 98.13%.	Nilai 98.13% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
20	Dari hasil perbandingan teknik MLP yang terdiri dari Backpropagation (BP), Levenberg- Marquardt (LM), dan Bayesian regularization (BR), diperoleh nilai rata-rata akurasi MLP sebesar 95.79%	Nilai 95.79% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
21	Dari 9 model MLP dengan nilai α yang berbeda, diperoleh nilai rata-rata akurasi MLP sebesar 93.3%.	Nilai 93.3% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
22	Dari hasil perbandingan algoritma CNN, MLP dan kombinasi MLP-CNN, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 99.31%	Nilai 93.31% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
23	Dari 3 model MLP dengan jumlah <i>hidden layer</i> yang berbeda, diperoleh rata-rata akurasi MLP sebesar 98.54%	Nilai 98.54% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
24	Dari 10 simulasi dengan masing-masing menggunakan 300 <i>epoch</i> , diperoleh nilai rata-rata akurasi sebesar 81.19%	Nilai 81.19% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
25	Dari hasil perbandingan algoritma MLP dan RNN, diperoleh nilai rata-rata akurasi MLP sebesar 96.13%	Nilai 96.13% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
26	Dari 3 simulasi prediksi yang dilakukan, diperoleh nilai rata-rata akurasi MLP sebesar 93%.	Nilai 93% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
27	Dari hasil perbandingan algoritma MLP dan C4.5, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 92.64%	Nilai 92.64% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
28	Dari hasil perbandingan teknik MLP yang terdiri dari resilient back propagation (RP), scaled conjugate gradient (SCG) dan levenberg-marquardt (LM), diperoleh nilai rata-rata akurasi MLP sebesar 100%	Nilai 100% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
29	Dari hasil perbandingan algoritma MLP, Radial Basis Function dan ANFIS ANN, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 99.98%	Nilai 99.98% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.
30	Dari hasil penelitian, diperoleh nilai akurasi MLP sebesar 99.5%	Nilai 99.5% menunjukkan performa MLP: Sangat Baik.

Dari Tabel 5 dan Tabel 6, terlihat bahwa 5 dari 30 artikel penelitian menyatakan bahwa performa algoritma MLP adalah baik untuk digunakan dalam masalah prediksi dan klasifikasi, sedangkan 25 dari 30 artikel penelitian menyatakan bahwa performa algoritma MLP adalah sangat baik untuk digunakan dalam masalah prediksi dan klasifikasi.

Dari hasil evaluasi 30 artikel penelitian tersebut, performa paling rendah yang dihasilkan algoritma *multi layer perceptron* adalah 62.89% yang ditunjukkan pada artikel penelitian ke-14, sedangkan nilai performa paling tinggi yang dihasilkan algoritma *multi layer*

perceptron adalah 100% yang ditunjukkan pada artikel penelitian ke-28.

Dari 30 artikel penelitian yang dijadikan bahan rujukan, jika ditarik nilai rata-rata untuk seluruh performa algoritma *multi layer perceptron* ini, maka diperoleh nilai 91.98%. Nilai ini hanya berselisih 8.02% dari nilai maksimum 100% dari performa algoritma *multi layer perceptron* yang memungkinkan.

IV. SIMPULAN

Dari hasil kajian literatur terhadap 30 artikel penelitian yang mengangkat

masalah prediksi dan klasifikasi menggunakan algoritma *multi layer perceptron*, diperoleh hasil bahwa nilai performa terendah algoritma ini adalah 62.89%, nilai tertingginya adalah 100% dan nilai rata-rata performanya adalah 91.98%. Dari nilai-nilai ini, dapat disimpulkan bahwa algoritma *multi layer perceptron* merupakan algoritma yang cukup baik untuk digunakan dalam masalah penelitian yang berhubungan dengan prediksi maupun klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. H. Hayadi, I. G. I. Sudipa, and A. P. Windarto, "Model Peramalan Artificial Neural Network pada Peserta KB Aktif Jalur Pemerintahan menggunakan Artificial Neural Network Back-Propagation," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 1, pp. 11–20, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1273.
- [2] A. Wanto *et al.*, "Forecasting the Export and Import Volume of Crude Oil, Oil Products and Gas Using ANN," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012016.
- [3] A. Chahal and P. Gulia, "Machine learning and deep learning," *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.*, vol. 8, no. 12, pp. 4910–4914, 2019, doi: 10.35940/ijitee.L3550.1081219.
- [4] B. Yanto, L. Fimawahib, A. Supriyanto, B. H. Hayadi, and R. R. Pratama, "Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 6, no. 2, p. 259, 2021, doi: 10.35314/isi.v6i2.2104.
- [5] B. Yanto, B. -, J. -, and B. H. Hayadi, "Identifikasi Pola Aksara Arab Melayu Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Convolutional Neural Network (Cnn)," *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 3, no. 3, pp. 106–114, 2020, doi: 10.36085/jsai.v3i3.1151.
- [6] Y. A. Hasma and W. Silfianti, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Framework Tensorflow Dengan Metode Faster Regional Convolutional Neural Network Untuk Pendeteksian Jerawat," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 23, no. 2, pp. 89–102, 2018, doi: 10.35760/tr.2018.v23i2.2459.
- [7] K. I. Ahamed and S. Akthar, "A Study on Neural Network Architectures," vol. 7, no. 9, pp. 1–7, 2016, [Online]. Available: <https://iiste.org/Journals/index.php/CEIS/article/view/32857>.
- [8] B. T. Anggara, Y. D. Rosita, and D. Hanum, "Sistem Prediksi Tingkat Inflasi Provinsi Jawa Timur Menggunakan Metode Multilayer Perceptron," pp. 1–8, 2019.
- [9] B. H. Hayadi, J.-M. Kim, K. Hulliyah, and H. T. Sukmana, "Predicting Airline Passenger Satisfaction with Classification Algorithms," *IJIIS Int. J. Informatics Inf. Syst.*, vol. 4, no. 1, pp. 82–94, 2021, doi: 10.47738/ijiis.v4i1.80.

- [10] B. Yanto, J. Jufri, A. Lubis, B. H. Hayadi, and E. Armita, NST, "Klarifikasi Kematangan Buah Nanas Dengan Ruang Warna Hue Saturation Intensity (Hsi)," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 6, no. 1, p. 135, 2021, doi: 10.35314/isi.v6i1.1882.
- [11] M. S. Wibawa and I. M. D. Maysanjaya, "Multi Layer Perceptron Dan Principal Component Analysis Untuk Diagnosa Kanker Payudara," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, p. 90, 2018, doi: 10.23887/janapati.v7i1.12909.
- [12] M. S. Rini, "Kajian kemampuan metode neural network untuk klasifikasi penutup lahan dengan menggunakan Citra Landsat-8 OLI (kasus di Kota Yogyakarta dan sekitarnya)," *Geomedia Maj. Ilm. dan Inf. Kegeografian*, vol. 16, no. 1, pp. 1–12, 2018, doi: 10.21831/gm.v16i1.20974.
- [13] J. Mohammadi, M. Ataei, R. Khalo Kakaei, R. Mikaeil, and S. Shaffiee Haghshenas, "Prediction of the Production Rate of Chain Saw Machine using the Multilayer Perceptron (MLP) Neural Network," *Civ. Eng. J.*, vol. 4, no. 7, p. 1575, 2018, doi: 10.28991/cej-0309196.
- [14] N. O. Rahardiani, W. F. Mahmudy, and Indriati, "Optimasi Bobot Multi-Layer Perceptron Menggunakan Algoritma Genetika Untuk Klasifikasi Tingkat Resiko Penyakit Stroke," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brwijaya*, vol. 2, no. 8, pp. 2352–2360, 2018.
- [15] I. E. Subbotina *et al.*, "Multilayer Perceptron, Generalized Regression Neural Network, and Hybrid Model in Predicting the Spatial Distribution of Impurity in the Topsoil of Urbanized Area," *AIP Conf. Proc.*, vol. 1982, 2018, doi: 10.1063/1.5045410.
- [16] K. Khoirudin, D. Nurdiyah, and N. Wakhidah, "Prediksi Penerimaan Mahasiswa Baru Dengan Multi Layer Perceptron," *J. Pengemb. Rekayasa dan Teknol.*, vol. 14, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.26623/jprt.v14i1.1212.
- [17] R. I. Nurachim, "Pemilihan Model Prediksi Indeks Harga Saham Yang Dikembangkan Berdasarkan Algoritma Support Vector Machine(SVM) Atau Multilayer Perceptron(MMLP) Studi Kasus : Saham PT Telekomunikasi Indonesia TBK," *J. Teknol. Inform. dan Komput.*, vol. 5, no. 1, pp. 29–35, 2019, doi: 10.37012/jtik.v5i1.243.
- [18] P. Githa Pratiwi, I. Ketut Gede Darma Putra, and D. Purnami Singgih Putri, "Peramalan Jumlah Tersangka Penyalahgunaan Narkoba Menggunakan Metode Multilayer Perceptron," *J. Ilm. Merpati (Menara Penelit. Akad. Teknol. Informasi)*, vol. 7, no. 2, p. 143, 2019, doi: 10.24843/jim.2019.v07.i02.p06.
- [19] M. Windarti and P. T. Prasetyaninrum, "Prediction Analysis Student Graduate Using Multilayer Perceptron," *Adv. Soc. Sci. Educ. Humanit. Res.*, vol. 440, no. Icobl 2019, pp. 53–57, 2019, doi: 10.2991/assehr.k.200521.011.

- [20] R. Damanik, M. Br.Sirait, S. Yolanda, E. Ketaren, I. P. Sinaga, and M. Harahap, "Diagnosa Penyakit Kulit Pada Anjing Dengan Algoritma Multilayer Perceptron," *J. Mahajana Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 1–7, 2019. Information Gain Pada Pemodelan Prediksi Kelulusan Mahasiswa," *Infotekmesin*, vol. 11, no. 2, pp. 80–86, 2020, doi: 10.35970/infotekmesin.v11i2.255.
- [21] H. D. Bhakti, "Aplikasi Artificial Neural Network (ANN) untuk Memprediksi Masa Studi Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik," *Eksplora Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 88–95, 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.234.
- [22] O. O. Olatunji, S. Akinlabi, N. Madushele, P. A. Adedeji, and I. Felix, "Multilayer Perceptron Artificial Neural Network For The Prediction Of Heating Value of Municipal Solid Waste," *AIMS Energy*, vol. 7, no. 6, pp. 944–956, 2019, doi: 10.3934/energy.2019.6.944.
- [23] N. Munasatya and S. Novianto, "Natural Language Processing untuk Sentimen Analisis Presiden Jokowi Menggunakan Multi Layer Perceptron," *Techno.Com*, vol. 19, no. 3, pp. 237–244, Aug. 2020, doi: 10.33633/tc.v19i3.3630.
- [24] S. Sen, D. Sugiarto, and A. Rochman, "Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 35–41, 2020, doi: 10.31937/ti.v12i1.1572.
- [25] A. Budianita and F. I. Pratama, "Penerapan Algoritma Klasifikasi Dengan Fitur Seleksi Weight By Information Gain Pada Pemodelan Prediksi Kelulusan Mahasiswa," *Infotekmesin*, vol. 11, no. 2, pp. 80–86, 2020, doi: 10.35970/infotekmesin.v11i2.255.
- [26] W. D. Sunindyo and A. S. M. Satria, "Traffic Congestion Prediction Using Multi-Layer Perceptrons and Long Short-Term Memory," *EECCIS 2020 - 2020 10th Electr. Power, Electron. Commun. Control. Informatics Semin.*, pp. 209–212, 2020, doi: 10.1109/EECCIS49483.2020.9263483.
- [27] Hartono, M. Sadikin, D. M. Sari, N. Anzelina, S. Lestari, and W. Dari, "Implementation of Artificial Neural Networks with Multilayer Perceptron for Analysis of Acceptance of Permanent Lecturers," *J. Mantik*, vol. 4, no. 2, pp. 1389–1396, 2020, [Online]. Available: <https://iocscience.org/ejournal/index.php/mantik>.
- [28] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 45–51, 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- [29] R. Ridwan, H. Lubis, and P. Kustanto, "Implementasi Algoritma Neural Network dalam Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 2, p. 286, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i2.2035.
- [30] M. S. Simanjuntak, Wanayumini,

- R. Rosnelly, and T. S. Gunawan, "The Activity Activation Function Of Multilayer Perceptron - Based Cardiac Abnormalities," *J. Mantik*, vol. 4, no. 1, pp. 555–561, 2020, [Online]. Available: <http://iocscience.org/ejournal/index.php/mantik/article/view/882/595>.
- [31] M. A. B. Ferdinand, A. P. Wibawa, I. A. E. Zaeni, and H. A. Rosyid, "Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron Untuk Peramalan Pengunjung Unik Jurnal Elektronik," *Mob. Forensics*, vol. 2, no. 2, pp. 62–70, 2020, doi: 10.12928/mf.v2i2.2034.
- [32] I. Kurniawan, L. S. Silaban, and D. Munandar, "Implementation of Convolutional Neural Network and Multilayer Perceptron in Predicting Air Temperature in Padang," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 6, pp. 2–7, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i6.2456.
- [33] I. S. D. Sebayang and M. Fahmia, "Dependable flow modeling in upper basin Citarum using multilayer perceptron backpropagation," *Int. J. Artif. Intell. Res.*, vol. 4, no. 2, p. 75, 2021, doi: 10.29099/ijair.v4i2.174.
- [34] A. Kurniawan and A. Silvanie, "Prediksi Pasien Penyakit Jantung Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Multi Layer Perceptron dan Python pada Basis Data Penyakit Jantung di Cleveland," *J. Nas. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 21–28, 2021.
- [35] K. H. Suradiradja, "Algoritme Machine Learning Multi-Layer Perceptron dan Recurrent Neural Network untuk Prediksi Harga Cabai Merah Besar di Kota Tangerang," *Factor Exacta*, vol. 14, no. 4, pp. 194–205, 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i4.10376.
- [36] M. Rifaldo, H. Mukhtar, R. M. Taufiq, and Y. Rizki, "Peramalan Kedatangan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia Menurut Kebangsaan Perbulannya Menggunakan Metode Multilayer Perceptron," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 2, no. 2, pp. 113–119, 2021, doi: 10.37859/coscitech.v2i2.3324.
- [37] A. F. Hardiyanti and D. Fitrihanah, "Perbandingan Algoritma C4.5 dan Multilayer Perceptron untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta," *J. Telekomun. dan Komput.*, vol. 11, no. 3, p. 198, 2021, doi: 10.22441/incomtech.v11i3.10632.
- [38] N. A. bin Aminuddin, N. Ismail, M. Masrie, and S. A. M. Badaruddin, "Optimization Of Learning Algorithms In Multilayer Perceptron (MLP) For Sheet Resistance Of Reduced Graphene Oxide Thin-Film," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 23, no. 2, pp. 686–693, 2021, doi: 10.11591/ijeecs.v23.i2.pp686-693.
- [39] T. Baklacioglu, "Predicting The Fuel Flow Rate of Commercial Aircraft Via Multilayer Perceptron, Radial Basis Function and ANFIS Artificial Neural Networks," *Aeronaut. J.*, vol. 125, no. 1285, pp. 453–471, 2021, doi: 10.1017/aer.2020.119.

- [40] Al-Khowarizmi, F. Ramadhani, and F. S. Hutagalung, "Classification of the IDR-USD Exchange Rate with Multilayer Perceptron Based on Detection Rate," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 5, no. July, pp. 76–83, 2021.
- [41] H. Dalianis, "Evaluation Metrics and Evaluation," *Clin. Text Min.*, no. 1967, pp. 45–53, 2018, doi: 10.1007/978-3-319-78503-5_6.