

PREDIKSI KADAR GULA PEREDUKSI MADU BERDASARKAN NILAI BRIX MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Muhammad Bintang Naufal¹, Budi Aribowo²

^{1,2}. Prodi Teknik Industri, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Al-Azhar Indonesia
Jl. Sisingamangaraja, Kebayoran Baru, Jakarta Selatan 12110
[1mnaufalbintang92@gmail.com](mailto:mnaufalbintang92@gmail.com), [2budiariowo@uai.ac.id](mailto:budiariowo@uai.ac.id)

ABSTRAK

Kadar gula pereduksi merupakan indikator penting dalam penilaian mutu madu sebagaimana tercantum pada Standar Nasional Indonesia (SNI) 8664:2018. Namun, pengujian laboratorium membutuhkan biaya, waktu, dan peralatan khusus sehingga kurang sesuai untuk produsen skala kecil. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pakar berbasis *web* untuk memprediksi kadar gula pereduksi madu menggunakan nilai *Brix* sebagai *input*. Model dibangun dengan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) tipe Perceptron Lapis Tunggal dan diimplementasikan melalui *Streamlit*, kemudian dihosting di Hugging Face Spaces agar mudah diakses secara daring. Dataset penelitian terdiri dari 15 data nilai *Brix* dan 5 data gula pereduksi, yang dilengkapi menjadi 20 pasangan data melalui interpolasi linier. Data dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max* sebelum dilakukan pelatihan dengan validasi silang *5-Fold Cross Validation* dan evaluasi menggunakan *Mean Squared Error* (MSE). Hasil terbaik dicapai pada epoch ke-300 dengan MSE sebesar 0,0676, sedangkan pelatihan hingga 800 epoch menghasilkan MSE akhir 0,1330. Sistem memungkinkan pengguna melakukan pelatihan dan prediksi secara langsung serta menampilkan hasil berupa visualisasi, nilai bobot dan bias, serta validasi terhadap standar SNI. Penelitian ini menunjukkan potensi penggunaan nilai *Brix* dan JST untuk prediksi mutu madu, meskipun masih terbatas oleh ukuran dataset dan penggunaan interpolasi.

Kata Kunci: Gula Pereduksi, Jaringan Syaraf Tiruan, Madu, Nilai Brix, SNI.

ABSTRACT

Reducing sugar content is an important indicator in assessing honey quality, as stated in the Indonesian National Standard (SNI) 8664:2018. However, laboratory testing requires considerable cost, time, and specific equipment, making it less suitable for small-scale producers. This study aims to develop a web-based expert system to predict reducing sugar content in honey using Brix values as input. The model was built with a Single Layer Perceptron (SLP) neural network and implemented through Streamlit, then deployed on Hugging Face Spaces for online access. The dataset consisted of 15 Brix values and 5 reducing sugar values, which were extended into 20 data pairs using simple linear interpolation. Data preprocessing was carried out with Min-Max normalization. Training was conducted using 5-Fold Cross Validation and evaluated with Mean Squared Error (MSE). The best performance was achieved at epoch 300 with an MSE of 0.0676, while further training up to 800 epochs increased the final MSE to 0.1330. The system allows users to train and predict interactively, displaying visualizations, weight and bias values, and validation against SNI requirements. The results indicate the feasibility of using Brix and neural networks for honey quality prediction, although dataset size and interpolation remain notable limitations.

Key Word: Artificial Neural Network, Brix Value, Honey, Reducing Sugar, SNI.

PENDAHULUAN

Madu merupakan salah satu produk pangan alami yang memiliki nilai ekonomi dan manfaat kesehatan tinggi. Kualitas madu sangat dipengaruhi oleh kandungan gula pereduksi seperti glukosa dan fruktosa, yang menjadi indikator utama dalam penilaian mutu berdasarkan Standar Nasional Indonesia (SNI) 8664:2018. SNI mensyaratkan kadar gula pereduksi minimal sebesar 65% untuk madu hutan dan budi daya, serta 55% untuk madu dari lebah tanpa sengat (*Trigona*) (Badan Standardisasi Nasional,

2018). Penentuan kadar gula pereduksi biasanya dilakukan melalui uji laboratorium dengan metode kimiawi. Namun, prosedur ini membutuhkan biaya besar, waktu lama, serta peralatan khusus sehingga menyulitkan produsen skala kecil untuk melakukan pengujian secara rutin (Budi Aribowo et al., 2025).

Sebagai alternatif, nilai *Brix* yang merepresentasikan jumlah total padatan terlarut (sebagian besar gula) dapat diukur secara cepat dan murah menggunakan

refraktometer. Beberapa penelitian menunjukkan adanya korelasi positif antara nilai *Brix* dan kadar gula pereduksi, sehingga *Brix* berpotensi digunakan sebagai parameter prediksi mutu madu. (Adityarini et al., 2020). membuktikan bahwa nilai *Brix* dapat digunakan untuk memperkirakan kandungan gula sederhana pada produk pangan. (Soeltanong & Sasongko, 2021) menegaskan adanya hubungan signifikan antara nilai *Brix* dan kematangan madu. Namun, penelitian terdahulu masih terbatas pada analisis statistik sederhana dan belum mengintegrasikan metode kecerdasan buatan.

Seiring perkembangan teknologi, Jaringan Syaraf Tiruan (JST) telah banyak digunakan dalam pemodelan regresi dan pengambilan keputusan. (Muldiyanto & Handajani, 2020) menunjukkan JST dapat memodelkan hubungan nonlinier dalam data industri pangan, sementara (Anzani Rahmadiyah & Sutojo, 2017) menerapkan JST untuk prediksi parameter kualitas dengan hasil yang menjanjikan. Penelitian terbaru oleh juga menekankan potensi integrasi JST dalam sistem berbasis Streamlit untuk aplikasi interaktif. Walaupun demikian, penerapan JST khususnya Perceptron Lapis Tunggal dalam prediksi kadar gula pereduksi madu berbasis nilai *Brix* belum banyak dikaji.

Berdasarkan hal tersebut, riset ini menawarkan kebaruan berupa integrasi nilai *Brix*, metode JST Perceptron Lapis Tunggal, dan implementasi sistem pakar berbasis *web* menggunakan *Streamlit*. Model dikembangkan dengan validasi silang K-Fold untuk meningkatkan reliabilitas, kemudian diimplementasikan dalam sistem pakar yang dapat diakses secara interaktif. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi metodologis dalam pemodelan prediksi mutu madu, tetapi juga menawarkan solusi praktis yang dapat membantu industri madu, khususnya skala kecil, untuk memastikan mutu produk secara cepat, murah, dan sesuai standar.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini bersifat kuantitatif dengan pendekatan eksperimental. Data penelitian terdiri dari dua parameter utama, yaitu nilai *Brix* dan kadar gula pereduksi pada sampel

madu. Nilai *Brix* diperoleh dari penelitian terdahulu (data sekunder), sedangkan kadar gula pereduksi diperoleh dari uji laboratorium (data primer). Dari total 15 sampel madu, hanya 5 yang memiliki data lengkap kadar gula pereduksi. Untuk melengkapi dataset, digunakan metode interpolasi linier sederhana sehingga terbentuk 20 pasangan data (Riko Anshori Prasetya et al., 2023).

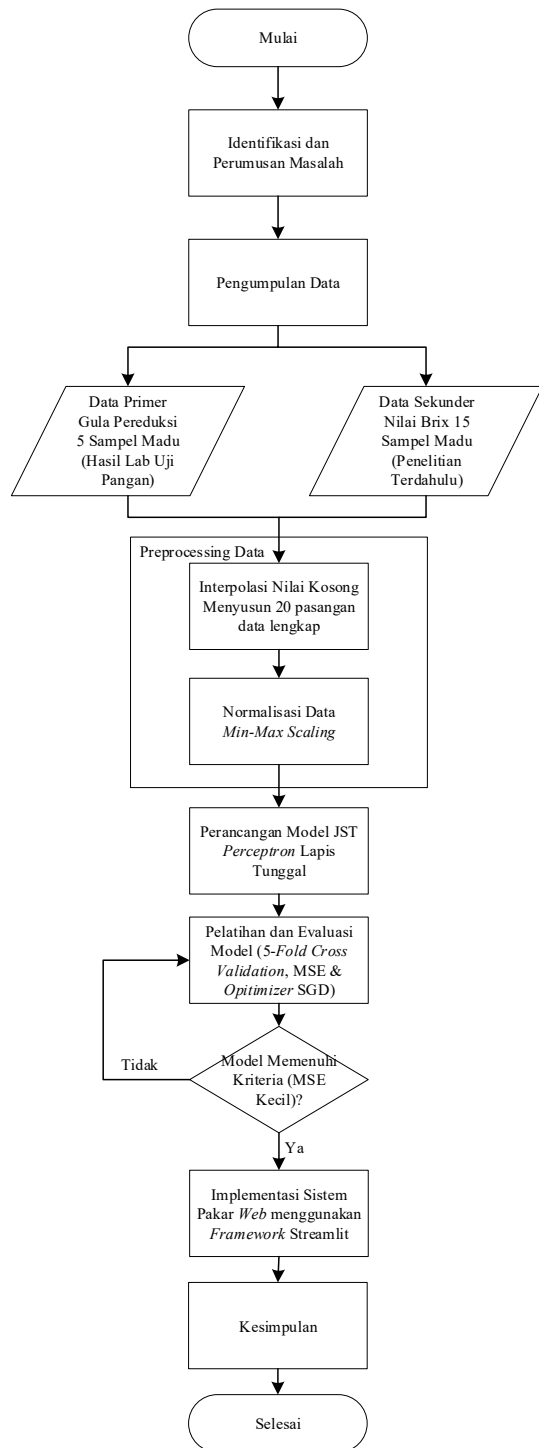
Tahap *preprocessing* dilakukan dengan normalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling* untuk mengubah skala data ke rentang 0–1 (Soufitri & Purwawijaya, 2022). Hal ini bertujuan menjaga kestabilan pelatihan model Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Data yang sudah siap kemudian digunakan sebagai *input* (nilai *Brix*) dan target *output* (kadar gula pereduksi).

Model prediksi dibangun menggunakan arsitektur Perceptron Lapis Tunggal (*Single Layer Perceptron/SLP*), dengan satu neuron *input* (nilai *Brix*) dan satu neuron *output* (kadar gula pereduksi). Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *linear* karena *output* bersifat kontinu (Pamungkas & Alam, 2022). Proses pelatihan dilakukan menggunakan algoritma *Stochastic Gradient Descent* (SGD) dengan laju pembelajaran (*learning rate*) 0,01, serta fungsi *loss Mean Squared Error* (MSE) (Guntur et al., 2020)

Evaluasi model dilakukan dengan metode *5-Fold Cross Validation* untuk mengurangi risiko bias dan memastikan kemampuan generalisasi (Rizqi Robbi Arisandi et al., 2022). Dalam metode ini, data dibagi menjadi lima lipatan (*fold*), di mana setiap lipatan bergantian digunakan sebagai data uji, sedangkan lipatan lainnya sebagai data latih. Nilai MSE dari seluruh lipatan kemudian dihitung rata-ratanya sebagai metrik performa.

Implementasi sistem pakar dilakukan menggunakan *framework Streamlit* karena kemampuannya mendukung integrasi pustaka Python untuk *machine learning* serta kemudahan dalam pembuatan antarmuka interaktif (Iswoyo et al., 2024). Aplikasi ini dihosting pada *Hugging Face Spaces* agar dapat diakses secara daring. Sistem dirancang agar pengguna dapat menginput nilai *Brix*,

menentukan jumlah epoch pelatihan, serta langsung memperoleh hasil prediksi dan validasi terhadap standar SNI 8664:2018.



Gambar 1. Diagram alir penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

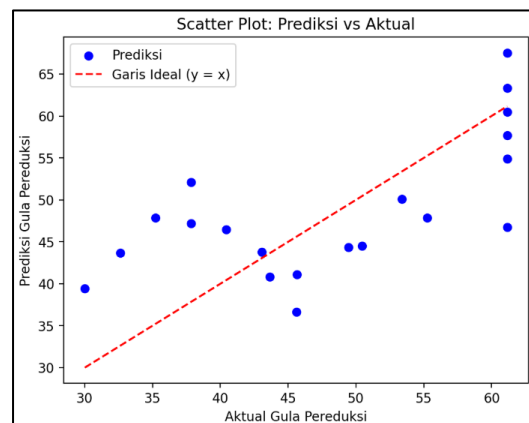
Dataset penelitian terdiri dari 20 pasangan data hasil interpolasi dari 15 nilai *Brix* dan 5 data kadar gula pereduksi madu. Nilai *Brix* berkisar antara 70–82 °Bx, sedangkan kadar

gula pereduksi hasil uji laboratorium berkisar 54–76%. Setelah interpolasi, dataset menunjukkan pola *linear* positif antara kedua variabel sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset hasil interpolasi

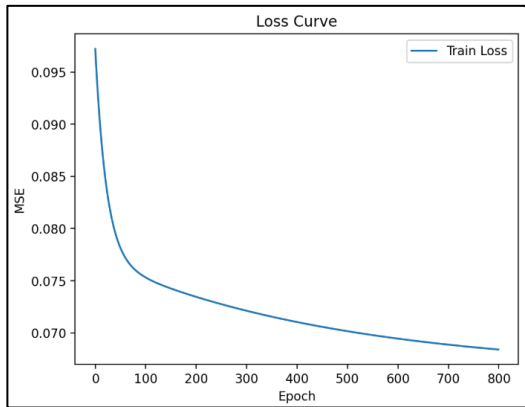
No	Nama Madu	Nilai Brix	Gula Pereduksi
1.	Madu 1	73	30,01
2.	Madu 2	74,5	32,6183
3.	Madu 3	76	35,2267
4.	Madu 4	75,75	37,835
5.	Madu 5	75,5	40,4433
6.	Madu 6	74,55	43,0517
7.	Madu 7	73,6	45,66
8.	Madu 8	74,8	50,46
9.	Madu 9	76	55,26
10.	Madu 10	74,75	49,4567
11.	Madu 11	73,5	43,6533
12.	Madu 12	77,5	37,85
13.	Madu 13	72	45,62
14.	Madu 14	76,8	53,39
15.	Madu 15	75,6	61,16
16.	Madu 16	78,5	61,16
17.	Madu 17	80,5	61,16
18.	Madu 18	79,5	61,16
19.	Madu 19	81,5	61,16
20.	Madu 20	83	61,16

Proses pelatihan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Perceptron Lapis Tunggal dilakukan selama 800 epoch dengan laju pembelajaran 0,01. Nilai *Mean Squared Error* (MSE) pada tahap *5-Fold Cross Validation* menunjukkan performa terbaik diperoleh pada epoch ke-300 dengan rata-rata MSE sebesar 0,0676. Setelah pelatihan penuh hingga 800 epoch, model mencapai MSE akhir sebesar 0,1330.



Gambar 2. Scatter plot prediksi vs aktual

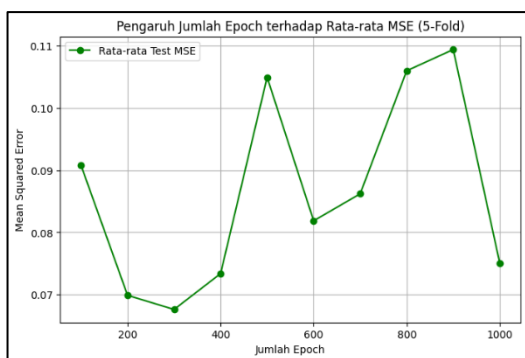
Hasil perbandingan nilai prediksi dan aktual ditunjukkan pada Gambar 2, yang memperlihatkan bahwa prediksi model cenderung mendekati garis diagonal meskipun terdapat beberapa deviasi pada data hasil interpolasi.



Gambar 3. Grafik *loss function* terhadap epoch

Kurva *loss training* pada Gambar 3 menunjukkan penurunan signifikan hingga sekitar epoch ke-300, kemudian relatif stabil.

Nilai MSE terbaik sebesar 0,0676 dicapai pada epoch ke-300 (Gambar 4), mengindikasikan bahwa model cukup stabil dan tidak mengalami *overfitting* pada dataset terbatas. Namun, pelatihan hingga 800 epoch menghasilkan MSE akhir sebesar 0,1330 (Gambar 5), yang menunjukkan adanya potensi *overtraining*. Hal ini konsisten dengan temuan (Muldiyanto & Handajani, 2020) yang melaporkan bahwa ukuran dataset kecil dapat memengaruhi kinerja JST.



Gambar 4. Pengaruh jumlah epoch terhadap rata-rata MSE

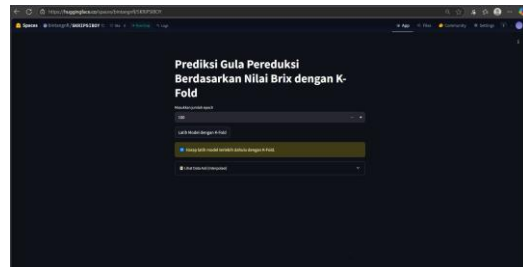
```
[ ] # Evaluasi MSE model akhir terhadap seluruh data
from sklearn.metrics import mean_squared_error

y_pred = model.predict(X, verbose=0)
mse = mean_squared_error(y, y_pred)
print(f"MSE Model Akhir: {mse:.4f}")
```

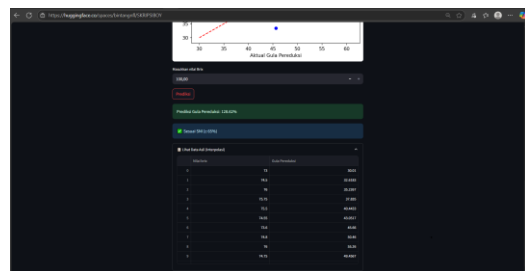
MSE Model Akhir: 0.1330

Gambar 5. MSE model akhir

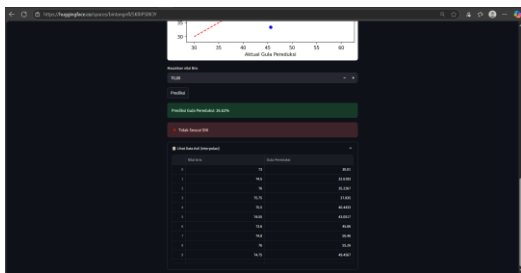
Sistem pakar berbasis *Streamlit* berhasil diimplementasikan dengan antarmuka sederhana. Pengguna dapat memasukkan nilai *Brix*, menentukan jumlah epoch, dan memperoleh hasil prediksi gula pereduksi beserta status kelayakan sesuai SNI 8664:2018. Sebelum model dilatih, sistem menampilkan notifikasi “Harap latih model terlebih dahulu dengan K-Fold” sebagai pengingat agar prediksi hanya dilakukan setelah pelatihan selesai (Gambar 6). Setelah pelatihan, sistem memberikan hasil prediksi dengan label hijau apabila sesuai dengan SNI (Gambar 7), dan label merah apabila tidak sesuai (Gambar 8). Untuk kasus madu lebah tanpa sengat (*Trigona*), sistem menampilkan label kuning yang menandakan kesesuaian dengan SNI khusus jenis madu tersebut (Gambar 9).



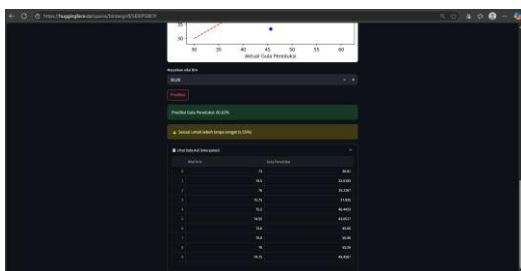
Gambar 2. Tampilan antarmuka sistem pakar sebelum model dilatih



Gambar 3. Tampilan antarmuka sistem prediksi sesuai SNI



Gambar 4. Tampilan antarmuka sistem prediksi tidak sesuai SNI



Gambar 5. Tampilan antarmuka sistem prediksi untuk lebih tanpa sengat

Berdasarkan hasil pemodelan dan implementasi sistem yang ditunjukkan pada Tabel 1 serta Gambar 2 hingga Gambar 8, dilakukan analisis untuk melihat keterkaitan hasil penelitian dengan studi terdahulu dan signifikansinya. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa nilai *Brix* memiliki korelasi yang cukup kuat dengan kadar gula pereduksi madu. Hal ini mendukung temuan (Soeltanong & Sasongko, 2021) yang menyatakan nilai *Brix* dapat dijadikan indikator sederhana mutu madu. Dengan menggunakan JST, model ini mampu menangkap hubungan *linear* antara *Brix* dan gula pereduksi secara lebih adaptif dibandingkan pendekatan regresi linier biasa. Implementasi sistem pakar berbasis *Streamlit* memberikan nilai tambah praktis, karena memudahkan pengguna tanpa latar belakang teknis untuk melakukan prediksi mutu madu secara cepat. Konsep ini sejalan dengan (Iswoyo et al., 2024) yang menekankan pentingnya integrasi machine learning dengan antarmuka interaktif.

Keterbatasan utama penelitian ini adalah jumlah dataset yang relatif kecil dan penggunaan interpolasi linier yang dapat memengaruhi keakuratan prediksi. Oleh karena itu, penelitian lanjutan dengan jumlah sampel lebih besar dan variasi jenis madu yang lebih beragam sangat disarankan untuk meningkatkan reliabilitas model.

SIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil merancang model prediksi kadar gula pereduksi madu berdasarkan nilai *Brix* menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Perceptron Lapis Tunggal. Hasil menunjukkan adanya korelasi linear positif yang kuat antara nilai *Brix* dan kadar gula pereduksi, dengan performa terbaik pada epoch ke-300 yang menghasilkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 0,0676. Namun, pelatihan hingga 800 epoch meningkatkan MSE akhir menjadi 0,1330 yang menandakan potensi *overtraining*.

Implementasi sistem pakar berbasis *Streamlit* terbukti mampu memfasilitasi prediksi mutu madu sesuai SNI 8664:2018 melalui antarmuka yang sederhana dan mudah digunakan, bahkan bagi pengguna tanpa latar belakang teknis.

Keterbatasan penelitian ini terletak pada ukuran dataset yang kecil serta penggunaan interpolasi linier. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan jumlah sampel lebih besar, melibatkan variasi jenis madu yang lebih beragam, serta mengembangkan arsitektur multilayer perceptron agar akurasi dan reliabilitas model dapat ditingkatkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Adityarini, D., Suedy, A. W., & Darmanti, S. (2020). Kualitas Madu Lokal Berdasarkan Kadar Air, Gula Total dan Keasaman dari Kabupaten Magelang. *Bul. Anat. dan Fisiol.*, vol. 5, no. 1, pp. 18–24
- Anzani Rahmadyah, A., & Sutojo, T. (2017). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Mengukur Regresi Anatara Keaktifan Mahasiswa di Organisasi dengan Prestasi Akademik Mahasiswa. *Techno.Com*, 16(3), 240–248.
- Badan Standardisasi Nasional. (2018). Spesifikasi Madu. SNI 8664:2018.
- Budi Aribowo, Aprilia Tri Purwandari, Tsabitah, N., Reudinta Zesha, & Dwi Astharini. (2025). *Honey Price Classification using K-Nearest Neighbor Machine Learning*. *Journal of Scientific Insights*, 2(1), 14–34.
- Guntur, E. S., Faisal, A., & Apandi, A. (2020). Perbandingan Penerapan

- Algoritma *Neural Network Backpropagation* dengan Optimasi Algoritma L-BFGS dan SGD untuk Prediksi Penyakit Jantung. Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi STI&K, 4(1), 1–10.
- Iswoyo, Y. P., Wulanningrum, R., & Setiawan, A. B. (2024). Identifikasi Jenis Burung menggunakan Yolo8 Berbasis *Web Streamlit*. INOTEK, 8–15.
- Muldiyanto, A., & Handajani, M. (2020). Perbandingan Analisis Regresi dengan Jaringan Syaraf Tiruan pada Pemodelan Penumpang Pesawat. *Teknika*, 15(2), 60.
- Pamungkas, I., & Alam, S. (2022). Studi Komparasi Fungsi Aktivasi *Sigmoid Biner*, *Sigmoid Bipolar* dan Linear pada Jaringan Saraf Tiruan Dalam Menentukan Warna RGB menggunakan Matlab. *J. Serambi Eng.*, vol. 7, no. 4,
- Riko Anshori Prasetya, M., Mudi Priyatno, A., & Nurhaeni. (2023). Penanganan *Imputasi Missing Values* pada Data *Time Series* dengan menggunakan Metode Data Mining. *Jurnal Informasi dan Teknologi*, vol 5, No. 2, pp. 52–62.
- Rizqi Robbi Arisandi, R., Warsito, B., & Rachman Hakim, A. (2022). Aplikasi Naïve Bayes Classifier (Nbc) pada Klasifikasi Status Gizi Balita Stunting dengan Pengujian K-Fold Cross Validation. *J. Gaussian*, vol. 11, no. 1, pp. 130–139
- Soeltanong, M. B., & Sasongko, C. (2021). Perencanaan Produksi dan

Pengendalian Persediaan pada Perusahaan Manufaktur. *Jurnal Riset Akuntansi dan Perpajakan*, 8(01), 14–27.

- Soufitri, F., & Purwawijaya, E. (2022). Analisis Kualitas Rancangan *Point of Sale* Menerapkan Metode *Mean Squared Error*. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(4), 2376.

Biografi Penulis



Muhammad Bintang Naufal, Lulusan Program Studi Teknik Industri Universitas AI-Azhar Indonesia tahun 2025, Sains Data



Budi Aribowo, Dosen Program Studi Teknik Industri Universitas AI Azhar Indonesia, saat ini sedang menjalankan pendidikan S3 Program Studi Ilmu Teknik di Universitas Negeri Yogyakarta. Mata Kuliah yang diampu diantaranya : Statistika, Analitika Data, Logika Pemrograman, Simulasi Sistem dan Visualisasi Data. Fokus penelitian pada bidang Statistik, Machine Learning, Sains Data dan Kecerdasan Buatan