

Prediksi Pendapatan Penjualan di Indomaret Menggunakan Algoritma *Random Forest Regression*

Moh Adi Kurniawan^{1*}, Gutti Zaidan Syauqi², Mia Safriyanti³, Fadila Ullul Azmie⁴, Arif Setiawan⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus, Indonesia

adikrniawnn@gmail.com, gutizidan@gmail.com, miasfrynti@gmail.com, fadilaazmie@gmail.com, arif.setiawan@umk.ac.id

Article Info

Article history:

Received May 2, 2025

Accepted June 10, 2025

Published July 1, 2025

Kata Kunci:

Prediksi Penjualan
Random Forest
Machine Learning
Indomaret
Evaluasi Model

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem informasi prediksi pendapatan penjualan di Indomaret menggunakan algoritma Random Forest Regressor. Data yang digunakan merupakan data historis penjualan yang mencakup atribut seperti tanggal transaksi, produk, lokasi toko, metode pembayaran, dan total pendapatan. Model dikembangkan melalui proses pra-pemrosesan data, pelatihan model, dan evaluasi menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE) dan R² Score. Hasil menunjukkan bahwa model memiliki akurasi tinggi dengan MAE sebesar 9.587,48 dan R² sebesar 0,9998, yang menunjukkan kemampuan prediksi yang sangat baik. Visualisasi hasil prediksi juga menunjukkan kesesuaian antara data aktual dan prediksi. Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa algoritma Random Forest efektif digunakan untuk memprediksi pendapatan penjualan dan dapat dijadikan alat bantu dalam pengambilan keputusan strategis di bidang ritel, khususnya untuk manajemen stok dan perencanaan promosi.



Corresponding Author:

Moh Adi Kurniawan,
Program Studi Sistem Informasi,
Universitas Muria Kudus,
Email: *adikrniawnn@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Dalam sepuluh tahun terakhir, telah terjadi perkembangan pesat dalam teknologi Kecerdasan Buatan (AI) yang telah memasuki berbagai sektor seperti perbankan, manufaktur, jasa, dan pemerintahan (Pakpahan, 2021). *Machine learning* sebagai cabang dari AI muncul sebagai teknologi yang menjanjikan untuk mengatasi masalah kompleks, termasuk dalam prediksi bisnis yang memungkinkan optimasi waktu dan peningkatan efisiensi operasional (Frira Sesilia, Viktor Handrianus Pranatawijaya, & Ressa Priskila, 2024). Dalam sektor ritel, prediksi pendapatan penjualan yang akurat menjadi sangat penting untuk pengambilan keputusan strategis (Awaludin & Mantik, 2023). Keputusan yang tepat waktu dan berbasis data dapat membantu toko ritel dalam mengidentifikasi peluang pasar, memahami tren konsumen, dan meningkatkan efisiensi operasional (Senjaya, Nurina Sari, & Purnamasari, 2024). Tantangan ini menjadi semakin kompleks ketika berhadapan dengan volume transaksi yang besar, seperti yang dihadapi oleh jaringan ritel berskala nasional (Awaludin, Yasin, & Risyda, 2024). Indomaret merupakan jaringan minimarket waralaba terbesar di Indonesia yang menyediakan berbagai kebutuhan sehari-hari dan sembako (Hadli, Ilhamsyah, & Saputra, 2023). Dengan motto "mudah dan terjangkau", Indomaret menempatkan toko-tokonya secara strategis di kawasan perumahan, pusat kota, dan fasilitas umum untuk memudahkan akses masyarakat (Hasan, Wistiasari, Hasvia, De Utami, & Aulia, 2023). Sebagai jaringan minimarket tersebar dengan volume transaksi harian yang sangat tinggi, Indomaret memiliki potensi data historis penjualan yang dapat

dimanfaatkan untuk membangun sistem prediksi pendapatan yang cerdas dan andal (Latif, Lakoro, & Sukrianto, 2024).

Dalam penelitian ini, algoritma *Random Forest Regressor* dipilih sebagai metode untuk memprediksi pendapatan penjualan, dengan mempertimbangkan sejumlah kelebihan yang dimilikinya dibandingkan algoritma lain (Awaludin, Nuryadi, & Pribadi, 2024). Meskipun terdapat berbagai metode prediksi seperti *Regresi Linier*, *Decision Tree*, *XGBoost*, *LightGBM*, *CatBoost*, *Support Vector Machine* (SVM), maupun *Neural Networks*, pemilihan *Random Forest* dinilai paling sesuai dengan kebutuhan analisis.

Berbeda dengan *regresi linier* yang kurang efektif dalam menangani hubungan *non-linear* antar variabel, *Random Forest* mampu memodelkan relasi yang kompleks (Sza et al., 2023). Selain itu, dibandingkan *Decision Tree* tunggal yang cenderung mengalami *overfitting*, *Random Forest* memberikan hasil prediksi yang lebih andal melalui pendekatan *ensemble*, yaitu penggabungan banyak pohon keputusan (Ernawati, Andi, Sitorus, 2025). Jika dibandingkan dengan algoritma *boosting* seperti *XGBoost* dan *LightGBM*, *Random Forest* menawarkan kemudahan dalam penerapan serta tidak terlalu bergantung pada parameter yang kompleks (Akbar & Sanjaya, 2023). Adapun algoritma lain seperti SVM dan *Neural Networks* memerlukan sumber daya komputasi yang lebih besar, penyesuaian parameter yang lebih rumit, serta jumlah data yang besar untuk memperoleh hasil yang optimal (Novianto, Hermawan, & Avianto, 2023). Algoritma *Random Forest Regressor* menjadi solusi yang tepat untuk mengatasi tantangan prediksi ini. Algoritma ini terbukti efektif dalam menangani data *non-linear* dengan banyak variabel melalui penggabungan sejumlah pohon keputusan untuk menghasilkan prediksi yang akurat (Efendi & Zyen, 2024). Keunggulan *Random Forest* dalam mengelola data berdimensi tinggi dan kemampuannya menilai pentingnya fitur menjadikannya pilihan ideal untuk prediksi pendapatan penjualan skala besar (Enggar Novianto, Suhirman Suhirman, 2024).

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem prediksi pendapatan penjualan Indomaret menggunakan algoritma *Random Forest Regressor*. Model akan dilatih dengan data historis penjualan dan dievaluasi menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE) dan *R² Score*. Analisis terhadap fitur-fitur yang berpengaruh juga akan dilakukan untuk memberikan wawasan strategis bagi manajemen Indomaret dalam pengambilan keputusan bisnis.

2. METODE

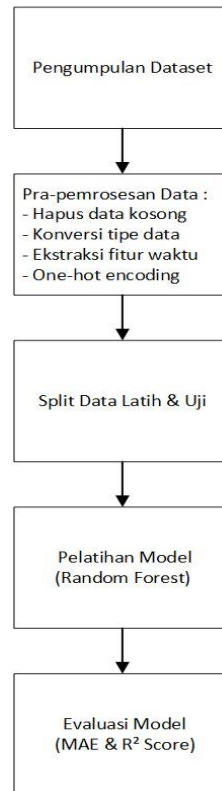
2.1. Jenis Penelitian

Penelitian ini tergolong dalam jenis penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimental, yang bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi model prediktif berbasis machine learning guna memperkirakan pendapatan penjualan pada jaringan ritel Indomaret. Model prediksi dikembangkan menggunakan algoritma *Random Forest Regressor*, yang dipilih berdasarkan pertimbangan performa dan kestabilannya dalam menangani data dengan karakteristik kompleks serta variabel yang saling berinteraksi.

Pengembangan model dilakukan dengan memanfaatkan data historis penjualan sebagai sumber utama, yang telah melalui tahapan pra-pemrosesan data mencakup pembersihan, transformasi, dan validasi untuk memastikan kualitas serta kelayakan data dalam pelatihan model. Data yang digunakan tergolong sebagai data sekunder, yang diperoleh dari catatan transaksi ritel terdokumentasi, dengan atribut yang mencakup tanggal transaksi, nama dan kategori produk, lokasi toko, metode pembayaran, serta nominal pendapatan.

Seluruh data tersebut kemudian diolah ke dalam format numerik dan kategorikal yang dapat diproses oleh algoritma machine learning, termasuk melalui teknik encoding, normalisasi, dan pembagian data menjadi data latih dan data uji. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan tidak hanya akurat, tetapi juga mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2.2. Metode Penelitian



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

1. Pengumpulan Data

Dataset diperoleh dari situs Kaggle yang berisi tentang histori transaksi penjualan Indomaret yang tersedia dalam format file CSV. Data tersebut memuat informasi seperti tanggal transaksi, kategori produk, lokasi toko, metode pembayaran, jumlah unit, harga satuan, dan total pendapatan. Data ini menjadi dasar dalam membangun model prediksi. Sumber Dataset bisa diakses melalui link berikut : (<https://www.kaggle.com/datasets/firmanhermawan/data-sales-simulasi-indomaret>)

The screenshot shows a spreadsheet with columns labeled A through M. The data rows contain transaction details for Indomaret. The first row is a header, and the subsequent rows show individual transactions with their respective IDs, dates, product names, categories, units sold, unit prices, total revenues, store locations, and payment methods.

Transaction_ID	Date	Product_Name	Category	Units_Sold	Unit_Price	Total_Revenue	Store_Location	Payment_Method
T0001	2024-10-06	Pepsodent Toothpaste	Personal Care	N/A	15000	675000.0	Jakarta	Cash
T0002	2024-10-01	ABC Kecap Manis 620ml	Groceries	60	18000	1080000.0	Jakarta	Card
T0003	2024-10-01	Lifebuoy Body Wash	Personal Care	17	25000	425000.0	Medan	Cash
T0004	2024-10-06	Milo 1kg	Drinks	95	90000	8550000.0	Bandung	Cash
T0005	2024-10-03	Indomie Goreng	Instant Noodles	30	3000	90000.0	Surabaya	Card
T0006	2024-10-02	Sari Roti Tawar	Snacks	25	12000	300000.0	Jakarta	Card
T0007	2024-10-02	SilverQueen Milk Chocolate	Snacks	43	12000	516000.0	Jakarta	Card
T0008	2024-10-02	Nabati Wafer	Snacks	82	5000	410000.0	Bandung	Card
T0009	2024-10-06	Rexona Deodorant	Personal Care	39	20000	780000.0	Jakarta	Cash
T0010	2024-10-01	Aqua 600ml	Drinks	70	4000	280000.0	Bandung	Cash
T0011	2024-10-06	Sampoerna Mild 16	Smokes	93	30000	2790000.0	Surabaya	Cash
T0012	2024-10-06	Sari Roti Tawar	Snacks	19	12000	228000.0	Jakarta	Cash
T0013	2024-10-05	Aqua 600ml	Drinks	61	4000	244000.0	Medan	Card

Gambar 2. Dataset Penjualan Indomaret

2. Pembersihan Data

```
df.dropna(inplace=True)

df = df[df['Unit_Price'] != 'error'].copy()

df['Unit_Price'] = pd.to_numeric(df['Unit_Price'])
```

Gambar 3. Proses Pembersihan Data

Langkah ini meliputi penghapusan nilai kosong dan data *error*, serta konversi kolom harga satuan (*Unit_Price*) ke dalam tipe data numerik agar dapat diproses oleh algoritma *machine learning*.

3. Ekstraksi Fitur Waktu

```
df['Date'] = pd.to_datetime(df['Date'])
df['Day'] = df['Date'].dt.day
df['Month'] = df['Date'].dt.month
df['Year'] = df['Date'].dt.year
```

Gambar 4. Proses menambahkan ekstraksi fitur waktu

Dari kolom tanggal transaksi (*Date*), dilakukan ekstraksi fitur waktu berupa hari, bulan, dan tahun. Hal ini bertujuan agar model dapat mengenali pola penjualan berdasarkan dimensi waktu (Bengnga & Ishak, 2022).

4. Encoding Fitur Kategorikal

```
df_encoded = pd.get_dummies(df, columns=['Category', 'Store_Location', 'Payment_Method'], drop_first=True)
```

Gambar 5. Proses encoding

Fitur kategorikal seperti kategori produk, lokasi toko, dan metode pembayaran diubah menjadi bentuk numerik menggunakan teknik *one-hot encoding* (Kumarahadi & Sandradewi, 2021). Proses ini bertujuan untuk menghindari bias dalam pemodelan terhadap nilai *string*.

5. Pemisahan Data

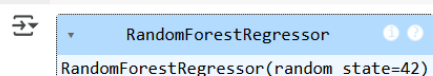
```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

Gambar 6. Proses memisahkan data

Setelah proses *encoding*, dataset dipisah menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20 menggunakan fungsi *train_test_split* dari *library scikit-learn*. Data latih digunakan untuk membangun model, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kinerja model (Lestari, Nasution, & Rusydi, 2024).

6. Pembangunan Model

```
model = RandomForestRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
model.fit(X_train, y_train)
```



Gambar 7. Proses pembangunan algoritma *Random Forest Regressor*

Model dibangun menggunakan algoritma *Random Forest Regressor* dengan jumlah pohon (*n_estimators*) sebanyak 100. Model ini dilatih menggunakan data latih yang telah diproses sebelumnya (Saadah & Salsabila, 2021).

7. Evaluasi Model

```

mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
r2 = r2_score(y_test, y_pred)
print(f"Mean Absolute Error (MAE): {mae:.2f}")
print(f"R2 Score: {r2:.4f}")

```

Mean Absolute Error (MAE): 9587.48
 R² Score: 0.9998

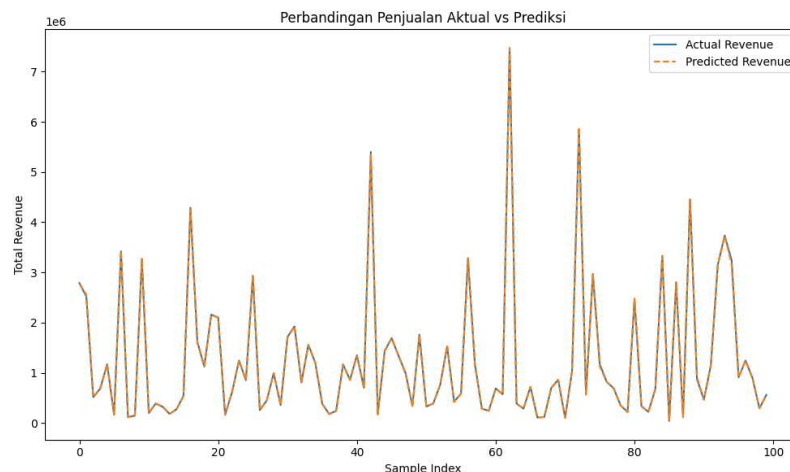
Gambar 8. Proses evaluasi model

Model dievaluasi menggunakan dua metrik: *Mean Absolute Error* (MAE) untuk mengukur rata-rata selisih nilai prediksi terhadap data aktual. *R² Score* (koefisien determinasi) untuk melihat seberapa baik model menjelaskan variasi dalam data target (Ihzaniah, Setiawan, & Wijaya, 2023).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Visualisasi

Hasil visualisasi memperlihatkan perbandingan antara total penjualan sebenarnya dengan hasil prediksi menggunakan algoritma *Random Forest* pada 100 data sampel pertama.



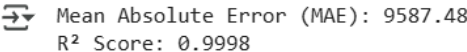
Gambar 9. Hasil Visualisasi Perbandingan Penjualan dengan Prediksi

Pada Gambar 9, garis biru menggambarkan nilai aktual, sementara garis oranye bergaris putus-putus mewakili nilai prediksi yang dihasilkan oleh model. Kedua garis menunjukkan pola yang hampir serupa dan saling mengikuti, baik saat mengalami tren kenaikan maupun penurunan, termasuk pada titik-titik ekstrem dengan lonjakan nilai yang signifikan. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola hubungan antara variabel input dan target secara akurat (Akbar & Sanjaya, 2023).

3.2. Akurasi

Di bawah ini disajikan hasil evaluasi akurasi dari model *Random Forest Regressor*:

```
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
r2 = r2_score(y_test, y_pred)
print(f"Mean Absolute Error (MAE): {mae:.2f}")
print(f"R2 Score: {r2:.4f}")
```



Mean Absolute Error (MAE): 9587.48
R² Score: 0.9998

Gambar 10. Hasil evaluasi akurasi model

Dari hasil evaluasi model prediksi yang dikembangkan dengan algoritma *Random Forest*, diperoleh nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 9.587,48, yang mengindikasikan bahwa rata-rata perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual berada di kisaran 9.587 Rupiah. Nilai ini relatif sangat kecil jika dibandingkan dengan skala total pendapatan yang diprediksi, yang umumnya mencapai jutaan rupiah.

Selain itu, nilai *R² Score* sebesar 0,9998 menunjukkan bahwa model dapat menjelaskan 99,98% variasi dalam data target, yakni total pendapatan penjualan. Angka tersebut sangat mendekati nilai maksimum (1,0), yang menunjukkan bahwa model memiliki akurasi dan keandalan yang sangat tinggi dalam melakukan prediksi. Secara umum, hasil ini menunjukkan bahwa model *Random Forest* yang digunakan dalam studi ini memiliki efektivitas tinggi dan layak untuk diimplementasikan sebagai sistem prediksi penjualan pada lingkungan ritel seperti Indomaret.

3.3. Hasil Penelitian

Pemodelan prediksi penjualan Indomaret menggunakan algoritma *Random Forest* memperlihatkan hasil yang sangat potensial. Evaluasi model dengan menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *R-squared* (*R²*) menunjukkan tingkat akurasi serta kemampuan model dalam menjelaskan variasi data penjualan. Nilai MAE yang cukup rendah menandakan bahwa model mampu melakukan prediksi penjualan dengan kesalahan yang masih dalam batas wajar (Suci Amaliah, Nusrang, & Aswi, 2022).

Di sisi lain, nilai *R²* yang tinggi mengindikasikan bahwa model berhasil merepresentasikan sebagian besar faktor yang memengaruhi penjualan Indomaret. Visualisasi perbandingan antara penjualan aktual dan prediksi juga menunjukkan bahwa model sesuai dengan pola tren penjualan (Efendi & Zyen, 2024). Hasil ini menegaskan potensi penggunaan model *Random Forest* sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan strategis di bisnis ritel, seperti pengelolaan stok dan perencanaan promosi. Namun demikian, upaya peningkatan model dengan menambah data dan mengatur parameter perlu dilakukan agar kinerja prediksi menjadi lebih optimal.

4. KESIMPULAN

Prediksi penjualan di Indomaret dengan menerapkan algoritma *Random Forest* telah berhasil dilakukan dan menunjukkan kinerja yang sangat memuaskan. Berdasarkan hasil evaluasi, model mampu memberikan prediksi dengan akurasi tinggi, ditunjukkan oleh nilai *Mean Absolute Error* (MAE) yang rendah sebesar 9.587,48 dan nilai *R-squared* (*R²*) sebesar 0,9998 yang mencerminkan kemampuan model dalam menjelaskan hampir seluruh variasi data penjualan. Hasil visualisasi memperlihatkan keselarasan antara data aktual dan hasil prediksi, yang membuktikan bahwa model mampu menangkap pola penjualan secara konsisten. Oleh karena itu, sistem ini layak digunakan sebagai sarana pendukung keputusan dalam pengelolaan bisnis ritel, terutama dalam hal manajemen stok dan perencanaan promosi. Untuk meningkatkan efektivitasnya, pengembangan lanjutan dapat dilakukan melalui penambahan variabel baru, penyempurnaan parameter model, serta pengujian lebih lanjut menggunakan dataset yang lebih beragam.

DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, H., & Sanjaya, W. K. (2023). Kajian Performa Metode Class Weight Random Forest pada Klasifikasi Imbalance Data Kelas Curah Hujan. *Jurnal Sains, Nalar, Dan Aplikasi Teknologi Informasi*, 3(1). <https://doi.org/10.20885/snati.v3i1.30>
- Awaludin, M., & Mantik, H. (2023). Penerapan Metode Servqual Pada Skala Likert Untuk Mendapatkan Kualitas Pelayanan Kepuasan Pelanggan. *Jurnal Sistem Informasi Universitas Suryadarma*, 10(1).
- Awaludin, M., Nuryadi, H., & Pribadi, G. N. (2024). Sistem Otomatisasi Laporan untuk Optimalisasi Pelaporan Data Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat di Universitas Dirgantara Marsekal Suryadarma. 9675, 1–7.
- Awaludin, M., Yasin, V., & Risyda, F. (2024). The Influence of Artificial Intelligence Technology, Infrastructure and Human Resource Competence on Internet Access Networks. *Inform : Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 9(2), 111–120. <https://doi.org/10.25139/inform.v9i2.8109>
- Bengnga, A., & Ishak, R. (2022). Implementasi Seleksi Fitur Klasifikasi Waktu Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Correlation Matrix with Heatmap. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 4(2), 169–174. <https://doi.org/10.37905/jjee.v4i2.14403>
- Efendi, M. S., & Zyen, A. K. (2024). Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Prediksi Penjualan Dan Sistem Persediaan Produk. *RESOLUSI: Rekaayasa Teknik Informatika Dan Informasi*, 5(1), 12–20. <https://doi.org/10.30865/resolusi.v5i1.2149>
- Enggar Novianto, Suhirman Suhirman, D. P. (2024). Perbandingan metode klasifikasi random forest dan support vector machine dalam memprediksi capaian studi mahasiswa. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 9(4), 1821–1833. <https://doi.org/10.29100/jupi.v9i4.5423>
- Ernawati, Andi, Sitorus, Z. (2025). Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Penduduk Miskin Di Kabupaten Labuhanbatu Menggunakan Random Forest (RF) Dan. 6(1), 23–29. <https://doi.org/10.47065/bit.v5i2.1783>
- Frira Sessilia, Viktor Handrianus Pranatawijaya, & Ressa Priskila. (2024). Machine Learning untuk Memprediksi Jumlah Penjualan, Stok dan Jumlah Tanam Hasil Pertanian Hidroponik. *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi Dan Sistem Informasi*, 4(1), 222–233. <https://doi.org/10.24002/konstelasi.v4i1.9055>
- Hadli, Ilhamsyah, & Saputra, S. L. (2023). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Konsumen Dalam Membeli Produk Retail Pada Indomaret Wilayah Plaju. *Jurnal Manajemen Dan Investasi (MANIVESTASI)*, 5(1), 56–74. <https://doi.org/10.31851/jmanivestasi.v5i1.13038>
- Hasan, G., Wistiasari, D., Hasvia, T. G., De Utami, N. A., & Aulia, G. (2023). Analisis Penerapan Manajemen Operasional: Managing Quality pada Indomaret. *Jurnal Minfo Polgan*, 12(1), 401–410. <https://doi.org/10.33395/jmp.v12i1.12414>
- Ihzaniah, L. S., Setiawan, A., & Wijaya, R. W. N. (2023). Perbandingan Kinerja Metode Regresi K-Nearest Neighbor dan Metode Regresi Linear Berganda pada Data Boston Housing. *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 4(1), 17–29. <https://doi.org/10.34312/jjps.v4i1.18948>
- Kumarahadi, Y. K., & Sandradewi, K. (2021). Technology Acceptance Model pada Sistem Informasi Akademik berbasis Web. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 19(2), 49. <https://doi.org/10.30646/sinus.v19i2.534>
- Latif, S., Lakoro, F. S., & Sukrianto, S. (2024). Implikasi Kehadiran Ritel Modern Alfamart Dan Indomaret Terhadap Ritel Tradisional Di Kecamatan Tilamuta. *Jurnal Bisnis Dan Manajemen*, 20(2), 86–95. <https://doi.org/10.23960/jbm.v20i2.2778>
- Lestari, U. H., Nasution, Y. R., & Rusydi, I. (2024). Analisis Perbandingan Kompresi Citra Menggunakan Algoritma Run Length Encoding dan Algoritma Fixed Length Binary Encoding. *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 5(3), 182–195. <https://doi.org/10.47065/tin.v5i3.5560>
- Novianto, E., Hermawan, A., & Avianto, D. (2023). Klasifikasi Algoritma K-Nearest Neighbor, Naive Bayes, Decision Tree Untuk Prediksi Status Kelulusan Mahasiswa S1. *Rabit : Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 8(2), 146–154. <https://doi.org/10.36341/rabit.v8i2.3434>
- Pakpahan, R. (2021). Analisa Pengaruh Implementasi Artificial. *Journal of Information System, Informatics and Computing*, 5(2), 506–513. <https://doi.org/10.52362/jisicom.v5i2.616>
- Saadah, S., & Salsabila, H. (2021). Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Random Forest. *Jurnal Komputer Terapan*, 7(1), 24–32. <https://doi.org/10.35143/jkt.v7i1.4618>
- Senjaya, R., Nurina Sari, B., & Purnamasari, I. (2024). Implementasi Business Intelligence Pada Toko Smart-S Dalam Membantu Proses Analisis Bisnis Dengan Metode Olap. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 5906–5913. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10112>
- Suci Amaliah, Nusrang, M., & Aswi, A. (2022). Penerapan Metode Random Forest Untuk Klasifikasi Varian Minuman Kopi di Kedai Kopi Konijiwa Bantaeng. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 4(3), 121–127. <https://doi.org/10.35580/variansium31>
- Sza, S., Larasati, A., Nuraida, E., Dewi, K., Farhansyah, B. H., Bachtiar, F. A., ... Forest, R. (2023). Penerapan Decision Tree Dan Random Forest Dalam Deteksi the Application of Decision Tree and Random Forest in Detecting Human Stress Levels Based on Sleep Conditions. 10(7), 1503–1510. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2024117993>