



PENDEKATAN *MACHINE LEARNING* UNTUK ANALISIS KEMISKINAN EKSTREM DALAM PERENCANAAN DAERAH PERBATASAN RI - RDTL

Rya Wardani¹, Budiman Baso²

¹ BAPPERIDA Kabupaten Timor Tengah Utara, Jl. KM 09 (Kota Kefamenanu, 85612)

² Program Studi Informatika, Universitas Timor, Jl. KM 09 (Kota Kefamenanu, 85613)

* Email Korespondensi: ryawardani45@gmail.com

INFO ARTIKEL	ABSTRACT
Sejarah Artikel: Diterima tgl. 06/08/2026 Diperbaiki tgl. 24/08/2026 Disetujui tgl. 24/08/2026 Tersedia daring tgl. 24/08/2026 (e) ISSN: 2962-4746 (p) ISSN: 2961-8312	Penelitian ini bertujuan untuk memetakan faktor kunci penyebab kemiskinan ekstrem dan membangun model prediksi berbasis kecerdasan buatan (<i>machine learning</i>) di Kabupaten Timor Tengah Utara. Menggunakan data Pensasaran Percepatan Penghapusan Kemiskinan Ekstrem (P3KE), penelitian ini dirancang untuk membantu pemerintah daerah dalam menyusun perencanaan pembangunan yang presisi di wilayah perbatasan Indonesia-Timor Leste. Data awal terlebih dahulu dibersihkan dan diselaraskan agar siap diolah secara statistik. Pengujian model dilakukan secara berulang untuk memastikan keakuratannya, sementara analisis kontribusi variabel dilakukan menggunakan metode interpretasi khusus (SHAP) untuk melihat sejauh mana tiap indikator berpengaruh terhadap status kemiskinan. Hasil analisis menunjukkan model prediksi mencapai tingkat akurasi sebesar 70,73%. Faktor-faktor sosial-ekonomi yang paling dominan memengaruhi kemiskinan ekstrem meliputi Risiko Stunting, Akses Listrik/Penerangan, Kepemilikan Aset Simpanan (Tabungan/Ternak), Mata Pencarian Kepala Keluarga, Kualitas Dinding Rumah, Status Kepemilikan Rumah, Sumber Air Bersih, dan Kualitas Lantai Rumah. Hasil ini membuktikan bahwa pemanfaatan data digital dan analitik modern dapat menghasilkan basis data yang objektif untuk mendukung kebijakan penanggulangan kemiskinan berbasis bukti (<i>evidence-based policy</i>) yang lebih efektif dan tepat sasaran.
DOI: 10.64626/jmbo.v5i1.742	Kata Kunci: Kemiskinan Ekstrem, <i>K-Nearest Neighbors</i> (KNN), <i>SHapley Additive exPlanations</i> (SHAP), Ekonomi, Perencanaan Daerah.
 ©2026. Diterbitkan oleh Jurnal Manajemen Bisnis dan Organisasi (JMBO). Artikel ini memiliki akses terbuka di bawah lisensi CC BY (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)	

PENDAHULUAN

Kemiskinan ekstrem merupakan tantangan utama pembangunan nasional yang berkaitan dengan kualitas hidup, ketimpangan sosial, dan pencapaian tujuan pembangunan berkelanjutan. Di wilayah perbatasan seperti Kabupaten Timor Tengah Utara (TTU), permasalahan ini semakin kompleks akibat keterbatasan infrastruktur, minimnya akses layanan dasar, dan terbatasnya lapangan kerja (Herawati et al., 2024). Kondisi geografis perbatasan Republik Indonesia – Republik Demokratik Timor-Leste ini menuntut strategi pengentasan kemiskinan yang akurat dan berbasis data.

Pemerintah telah menyediakan basis data Pensasaran Percepatan Penghapusan Kemiskinan Ekstrem (P3KE) yang memuat indikator multidimensi rumah tangga. Namun, pemanfaatan data P3KE di daerah masih terbatas pada analisis deskriptif statistik, sehingga belum mampu menangkap hubungan kompleks antarvariabel. Perkembangan *machine learning* menawarkan solusi melalui algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) yang sederhana, fleksibel, dan akurat dalam mengklasifikasikan pola kemiskinan tanpa asumsi distribusi data (Fauziah et al., 2022; Juanuari et al., 2026). Meski demikian, KNN memiliki keterbatasan dalam hal interpretabilitas hasil (Rachmatsyah et al., 2026).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengintegrasikan metode *SHapley Additive exPlanations*

(SHAP) berbasis *Explainable Artificial Intelligence* (XAI). SHAP mampu menjelaskan kontribusi numerik setiap variabel terhadap keputusan model secara global maupun lokal, sehingga menghasilkan keseimbangan akurasi prediksi dan transparansi informasi sebagai dasar penyusunan kebijakan berbasis bukti (*evidence-based policy*) (Agung et al., 2025; Muliani et al., 2025).

Meskipun *machine learning* telah banyak diterapkan dalam pemetaan kemiskinan, sebagian besar studi terdahulu berfokus pada akurasi model tanpa memberikan interpretasi determinan yang memadai (Isnanto & Sulaiman, 2026; Sarwanti & Umaidah, 2025). Selain itu, penelitian berbasis data P3KE spesifik di wilayah perbatasan RI-RDTL masih terbatas. Kesenjangan ini membuka peluang untuk mengembangkan model prediktif yang akurat sekaligus transparan.

Penelitian ini bertujuan membangun model klasifikasi kemiskinan ekstrem menggunakan algoritma KNN pada data P3KE Kabupaten TTU serta menginterpretasikannya menggunakan SHAP. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* data, transformasi variabel, normalisasi, pemodelan KNN, evaluasi *50-Fold Cross Validation*, dan analisis nilai SHAP. Hasil penelitian diharapkan dapat memetakan determinan kemiskinan ekstrem secara presisi untuk mendukung alokasi anggaran, penetapan prioritas program, dan perencanaan pembangunan daerah yang lebih efektif dan tepat sasaran di kawasan perbatasan.

LANDASAN TEORI

Kemiskinan Ekstrem

Kemiskinan ekstrem merupakan kondisi ketidak mampuan individu atau rumah tangga dalam memenuhi kebutuhan dasar minimum, mencakup pangan, sandang, papan, pendidikan, kesehatan, serta akses layanan publik (Faujan & Agustina, 2024). Dalam perspektif ekonomi pembangunan, kemiskinan ekstrem dipandang sebagai fenomena multidimensi yang dipengaruhi oleh faktor sosial, ekonomi, demografi, dan lingkungan. Pengukurannya tidak hanya didasarkan pada tingkat pendapatan, melainkan juga indikator kesejahteraan seperti kualitas hunian, kepemilikan aset, akses air bersih, sanitasi, dan kesempatan kerja (Meylano et al., 2025). Di wilayah perbatasan, dinamika kemiskinan semakin kompleks akibat keterbatasan infrastruktur dan aksesibilitas yang memicu kerentanan struktural.

Data Pensasaran Percepatan Penghapusan Kemiskinan Ekstrem (P3KE)

Data P3KE merupakan basis data terpadu yang dikembangkan Pemerintah Indonesia sebagai rujukan penetapan sasaran program percepatan penghapusan kemiskinan ekstrem. Basis data ini mencakup variabel sosial-ekonomi rumah tangga, kepemilikan aset, kondisi tempat tinggal, pekerjaan, hingga akses fasilitas dasar (Cipta, 2025). Pemanfaatan data P3KE memungkinkan identifikasi sasaran secara objektif guna meminimalkan *inclusion error* dan

exclusion error, sekaligus menjadi komponen kunci dalam *evidence-based planning* daerah.

Machine Learning

Machine learning merupakan cabang *Artificial Intelligence* yang memungkinkan sistem mengenali pola dari data secara otomatis. Algoritma *machine learning* mampu mengolah data multidimensi berukuran besar dan adaptif dalam menangkap hubungan non-linear antarvariabel (Rizki et al., 2026). Dalam domain sosial-ekonomi, pendekatan ini unggul dibandingkan statistik konvensional untuk mengidentifikasi determinan fenomena kompleks seperti kemiskinan ekstrem.

Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN)

K-Nearest Neighbors (KNN) adalah algoritma *supervised learning* berbasis jarak (*distance-based*) yang mengklasifikasikan objek berdasarkan mayoritas kelas dari K tetangga terdekatnya. Kedekatan antarobjek dihitung menggunakan jarak Euclidean:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2}$$

dengan $d(x_i, x_j)$ menyatakan jarak antarobjek dan n adalah jumlah variabel. Parameter K menentukan jumlah tetangga terdekat yang optimal dan umumnya divalidasi melalui *cross-validation*. Keunggulan KNN terletak pada kemudahan implementasi, tidak memerlukan asumsi distribusi data, serta efektif mengolah data heterogeny (Baso, 2026; Baso & Risald, 2023). Namun, KNN tidak menghasilkan model parametrik

sehingga interpretabilitas faktor penentunya relatif terbatas.

Explainable Artificial Intelligence (XAI) dan SHapley Additive exPlanations (SHAP)

Explainable Artificial Intelligence (XAI) dikembangkan untuk meningkatkan transparansi dan interpretabilitas model *machine learning* (Talasari et al., 2026). Salah satu metodenya, SHapley Additive exPlanations (SHAP), mengadaptasi *Shapley Value* dari teori permainan (*game theory*) untuk mengukur kontribusi marginal setiap variabel terhadap hasil prediksi:

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq F \setminus \{i\}} \frac{|S|! (|F| - |S| - 1)!}{|F|!} [f(S \cup \{i\}) - f(S)]$$

dengan ϕ_i menyatakan kontribusi nilai fitur ke- i , F adalah himpunan seluruh fitur, dan S merupakan himpunan bagian fitur tanpa fitur ke- i . SHAP mampu memberikan penjelasan tingkat global (*global feature importance*) maupun individu (*local explanation*), mencakup besaran kontribusi dan arah pengaruh variabel terhadap prediksi (Raihan & Shiroth, 2026).

Hubungan Machine Learning dalam Perencanaan Pembangunan Daerah

Integrasi data P3KE, algoritma KNN, dan metode SHAP menghadirkan pendekatan *data-driven decision making* dalam perencanaan pembangunan daerah. KNN berfungsi mengklasifikasi status kemiskinan ekstrem, sementara SHAP mentransparansikan faktor dominan yang memengaruhinya (Utiarahman et al., 2025). Integrasi ini membantu pemerintah daerah mengidentifikasi determinan utama

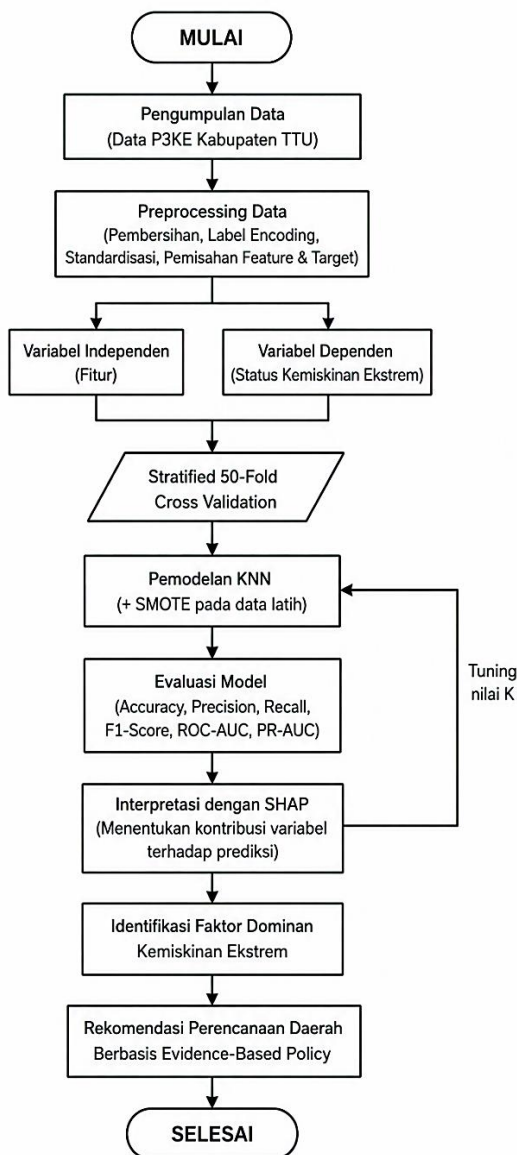
secara objektif, meningkatkan ketepatan sasaran alokasi anggaran, serta mendukung penyusunan kebijakan publik yang transparan dan berkelanjutan di kawasan perbatasan RI-RDTL (Brynjolfsson & McAfee, 2017; Molnar, 2024).

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan menerapkan algoritma *Machine Learning* untuk mengklasifikasikan status kemiskinan ekstrem dan mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhinya. Data yang digunakan merupakan data sekunder Pensasaran Percepatan Penghapusan Kemiskinan Ekstrem (P3KE) Kabupaten Timor Tengah Utara yang memuat berbagai indikator sosial-ekonomi rumah tangga. Variabel dependen adalah status kemiskinan ekstrem (miskin ekstrem dan tidak miskin ekstrem), sedangkan variabel independen meliputi karakteristik sosial-ekonomi, kondisi tempat tinggal, kepemilikan aset, pekerjaan, pendidikan, sanitasi, sumber air minum, dan akses penerangan.

Diagram alir penelitian disajikan pada Gambar 1 menunjukkan tahapan analisis yang dimulai dari pengumpulan data P3KE, dilanjutkan dengan *data understanding* dan *data preprocessing*. Data yang telah diproses kemudian dimodelkan menggunakan algoritma KNN dengan skema *Stratified 50-Fold Cross Validation* dan penyeimbangan kelas menggunakan SMOTE. Model

selanjutnya dievaluasi menggunakan beberapa metrik kinerja, kemudian hasil prediksi diinterpretasikan menggunakan SHAP untuk mengidentifikasi faktor-faktor dominan penyebab kemiskinan ekstrem sebagai dasar penyusunan kebijakan pembangunan daerah berbasis bukti (*evidence-based policy*).



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Tahapan penelitian diawali dengan data understanding untuk memahami karakteristik data serta mengidentifikasi *missing values*, data duplikat, dan

ketidakseimbangan kelas. Selanjutnya dilakukan data preprocessing yang mencakup pembersihan data, transformasi variabel kategorikal menggunakan *Label Encoding*, dan standardisasi fitur menggunakan *StandardScaler* agar seluruh variabel berada pada skala yang seragam.

Data hasil *preprocessing* kemudian dipisahkan menjadi variabel independen (*features*) dan variabel dependen (*target*). Pemodelan dilakukan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dengan skema Stratified 50-Fold Cross Validation. Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, metode Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) diterapkan pada data pelatihan di setiap *fold*, sedangkan nilai parameter K ditentukan melalui proses pencarian parameter terbaik berdasarkan jarak Euclidean.

Kinerja model dievaluasi menggunakan Confusion Matrix dan Classification Report dengan metrik Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, ROC-AUC, dan PR-AUC. Selanjutnya, interpretasi model dilakukan menggunakan metode SHapley Additive exPlanations (SHAP) berbasis *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) untuk mengidentifikasi kontribusi setiap variabel terhadap hasil prediksi. Seluruh proses analisis diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan pustaka Pandas, NumPy, Scikit-learn, Matplotlib, Imbalanced-learn, dan SHAP.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data Pensasaran Percepatan Penghapusan Kemiskinan Ekstrem (P3KE) Kabupaten Timor Tengah Utara yang memuat indikator sosial-ekonomi rumah tangga, meliputi kondisi hunian, kepemilikan aset, mata pencaharian, tingkat pendidikan, sanitasi, sumber air minum, dan akses layanan dasar. Variabel target adalah Status Kemiskinan Ekstrem, yang terdiri atas dua kelas, yaitu rumah tangga miskin ekstrem dan tidak miskin ekstrem.

Sebelum proses pemodelan, dilakukan *preprocessing* yang meliputi pembersihan data, penanganan *missing values*, transformasi variabel kategorikal menggunakan *Label Encoding*, serta standardisasi fitur menggunakan *StandardScaler*. Tahapan ini menghasilkan dataset yang siap digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian model.

Evaluasi Kinerja Model KNN

Pemodelan dilakukan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dengan skema Stratified 50-Fold Cross Validation dan penyeimbangan kelas menggunakan SMOTE pada setiap data pelatihan. Model terbaik diperoleh pada fold ke-10 dengan $K = 5$, menghasilkan testing accuracy sebesar 70,73%.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa KNN mampu memberikan tingkat akurasi yang cukup baik sebagai *baseline model*. Namun, nilai precision, recall, dan F1-score yang masih rendah menunjukkan bahwa kemampuan model dalam mendeteksi rumah tangga miskin ekstrem sebagai kelas minoritas masih

perlu ditingkatkan. Ringkasan hasil evaluasi disajikan pada Tabel 1.

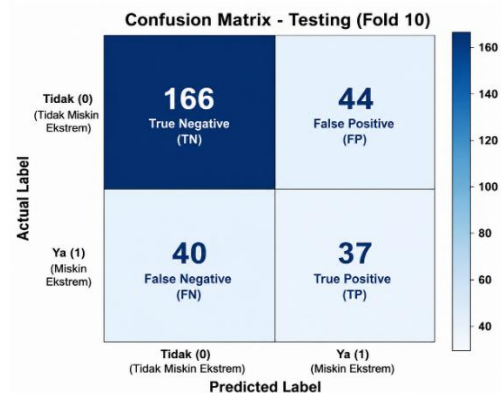
Tabel 1. Hasil Evaluasi Model KNN

Metrik	Rata-rata 50-Fold (%)	Fold Terbaik (K=5) (%)
Accuracy	65,00	70,73
Precision	31,80	45,67
Recall	27,10	48,05
F1-Score	29,20	46,83
ROC-AUC	54,60	61,20

Keterangan: Fold terbaik diperoleh pada fold ke-10 dengan $K = 5$.

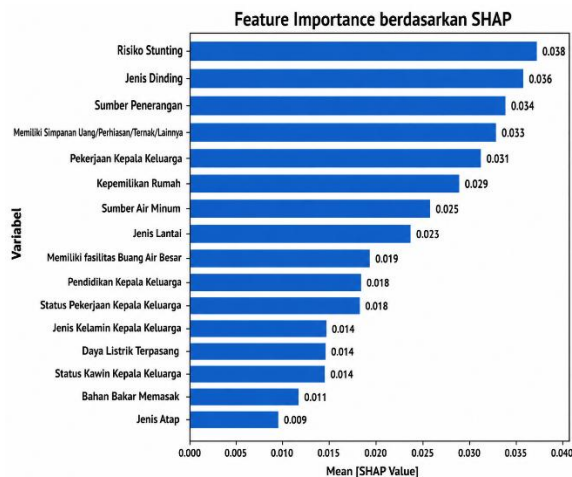
Analisis Confusion Matrix

Model berhasil mengklasifikasikan 166 rumah tangga tidak miskin ekstrem sebagai True Negative (TN) dan 37 rumah tangga miskin ekstrem sebagai True Positive (TP). Sementara itu, terdapat 44 False Positive (FP) dan 40 False Negative (FN). Hasil ini menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengenali kelas tidak miskin ekstrem dibandingkan kelas miskin ekstrem, yang tercermin dari nilai Recall sebesar 48,05% pada model terbaik. valuasi model terbaik divisualisasikan menggunakan Confusion Matrix pada Gambar 2.



Gambar 2. Confusion Matrix Model KNN Interpretasi Faktor Dominan Dengan SHAP

Meningkatkan interpretabilitas model, penelitian ini menerapkan SHapley Additive exPlanations (SHAP) berbasis Explainable Artificial Intelligence (XAI). Visualisasi tingkat kepentingan variabel ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Visualisasi SHAP Feature Importance

Sedangkan peringkat variabel berdasarkan nilai *mean absolute SHAP value* disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Peringkat Variabel Berdasarkan Mean Absolute SHAP Value

Rank	Variabel	Mean SHAP
1	Risiko Stunting	0,182
2	Jenis Dinding Rumah	0,145
3	Sumber Penerangan	0,121
4	Kepemilikan Simpanan	0,118
5	Pekerjaan Kepala Keluarga	0,096
6	Kepemilikan Rumah	0,084
7	Sumber Air Minum	0,079
8	Jenis Lantai Rumah	0,065

Berdasarkan analisis SHAP, Risiko Stunting merupakan faktor yang paling berpengaruh terhadap prediksi kemiskinan ekstrem, diikuti oleh Jenis Dinding Rumah, Sumber Penerangan,

Kepemilikan Simpanan, Pekerjaan Kepala Keluarga, Kepemilikan Rumah, Sumber Air Minum, dan Jenis Lantai Rumah. Temuan ini menunjukkan bahwa aspek kesehatan, kualitas hunian, kapasitas ekonomi rumah tangga, serta akses terhadap infrastruktur dasar merupakan determinan utama kemiskinan ekstrem di Kabupaten Timor Tengah Utara.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kemiskinan ekstrem merupakan fenomena multidimensi yang dipengaruhi oleh faktor kesehatan, kondisi hunian, kepemilikan aset, mata pencaharian, dan akses terhadap layanan dasar. Temuan ini sejalan dengan konsep kemiskinan multidimensi yang menekankan bahwa kesejahteraan rumah tangga tidak hanya ditentukan oleh tingkat pendapatan, tetapi juga oleh kualitas hidup dan akses terhadap layanan dasar.

Selain menghasilkan model klasifikasi dengan akurasi terbaik sebesar 70,73%, integrasi algoritma KNN dan metode SHAP meningkatkan transparansi model melalui identifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap status kemiskinan ekstrem. Informasi tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan evidence-based policy, khususnya dalam penentuan prioritas program penurunan risiko stunting, peningkatan kualitas hunian, penguatan kapasitas ekonomi rumah tangga, serta penyediaan infrastruktur dasar di wilayah perbatasan

Kabupaten Timor Tengah Utara.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun model prediksi kemiskinan ekstrem menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) pada data P3KE Kabupaten Timor Tengah Utara dengan tingkat akurasi terbaik sebesar 70,73%. Analisis menggunakan metode SHapley Additive exPlanations (SHAP) menunjukkan bahwa Risiko Stunting, Akses Listrik/Penerangan, Kepemilikan Aset Simpanan, Mata Pencarian Kepala Keluarga, Kualitas Dinding Rumah, Status Kepemilikan Rumah, Sumber Air Bersih, dan Kualitas Lantai Rumah merupakan faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap status kemiskinan ekstrem. Temuan ini menunjukkan bahwa pemanfaatan *machine learning* dan *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) mampu menghasilkan informasi yang lebih objektif dan transparan untuk mendukung *evidence-based policy*, sehingga dapat membantu pemerintah daerah dalam menetapkan prioritas program penanggulangan kemiskinan secara lebih tepat sasaran, khususnya di wilayah perbatasan RI-RDTL.

DAFTAR PUSTAKA

- Agung, M., Yudha, R., & Rahardi, M. (2025). *Comparative Analysis of Random Forest and XGBoost Models for Cervical Cancer Risk Prediction using SHAP-based Explainable AI*. 9(6), 3198–3211.
- Baso, B. (2026). *Komparasi Performa Algoritma K-Nearest Neighbor Dan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Tekstur Tenun*. 5(2), 356–368.
- Baso, B., & Risald. (2023). *Perbandingan distance space pada k-nearest neighbors dalam klasifikasi citra biji kopi timor berdasarkan ekstraksi fitur gray level co-occurrence matrix*. 6, 491–498. <https://doi.org/10.37600/tekinkom.v6i2.727>
- Cipta, H. (2025). *Integrasi Data Kemiskinan Menuju Cilegon Sejahtera*. 9(1), 61–76. <https://doi.org/10.56945/jkpd.v9i1.367>
- Faujan, L. O., & Agustina, N. (2024). *Analisis Faktor-Faktor yang Memengaruhi Status Kemiskinan Ekstrem Rumah Tangga di Provinsi Maluku Tahun 2021*. 2021, 343–352.
- Fauziah, Tiro, M. A., & Ruliana. (2022). *Comparison of k-Nearest Neighbor (k-NN) and Support Vector Machine (SVM) Methods for Classification of Poverty Data in Papua*. 2(2), 83–91.
- Herawati, T., Saksono, M. S., Silitonga, F., Sopiin, F, L., & R, M. A. N. (2024). *Pengelolaan Perbatasan Kabupaten Timor Tengah Dan Utara Pasca Lepasnya Timor-Timur Dari Indonesia Dalam Mendukung Kedaulatan NKRI*. 11(2), 130–146.
- Isnanto, B., & Sulaiman, R. (2026). *Optimalisasi Pembangunan Desa: Prediksi Kebutuhan Intervensi Ekonomi di Jawa Barat Menggunakan Algoritma Machine Learning*. 12(April), 80–86.
- Juanuari, Manzis, I., Musyaffa, A., Ngara, S. M., Syahla, H., & Putra, J. L. (2026). *Implementasi K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Tingkat Kemiskinan Sebagai Pendukung Pengambilan Keputusan Sosial Di Indonesia*. 28, 1–10. <https://doi.org/10.23969/infomate.k.v28i1.26866>
- Meylano, N. H., Fatmawati, M., Barbara, M. G., Elisabeth, L., Verni, N., Muda,

- O. L., Infoni, M. Y., Dhi, T., & Ndare, K. S. (2025). *Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan Ekstrem Di Desa Darat Pantai*. 96–101.
- Muliani, S., Negara, B. S., Irsyad, M., & Iskandar, I. (2025). *Application of Shapley Additive Explanations (SHAP) in Deep Learning for Lung Disease Detection Using X-ray Images*. 5(2), 709–719.
<https://doi.org/10.30811/jaise.v5i2.7044>
- Rachmatsyah, A. D., Amir, A., Kodri, A., & Wijaya, B. (2026). *Analisis Komparatif Decision Tree , K-Nearest Neighbor , Support Vector Machine , dan Random Forest untuk Prediksi Objek Berbasis Fitur Numerik*. 14(1).
- Raihan, N. A., & Shiroth, S. F. (2026). *Analisis Faktor Kinerja Penjualan Harian UMKM Menggunakan Metode Feature Engineering dan XAI Berbasis Gradient Boosting Regressor*. 6(2), 693–703.
<https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v6i2.1005>
- Rizki, C. A., Khodijah, S., & Hasanuddin, M. (2026). *Peran Kecerdasan Buatan dalam Meningkatkan Efisiensi Pemrosesan Data*. 1(2), 49–55.
- Sarwanti, R. T., & Umaidah, Y. (2025). *Perbandingan Convolutional Neural Network Dan Algoritma Machine Learning Konvensional Untuk Klasifikasi Kemiskinan Multidimensional Di Indonesia*. 9(2), 275–281.
- Talasari, R. A. D., Wahyuni, A., Diva, C., & Rajab, M. N. A. (2026). *Fitur Penting dan Explainable AI dalam Deteksi Penyakit Jantung berbasis Machine Learning Feature Selection and Explainable AI for Heart Disease Detection using Machine Learning*. 15, 2328–2341.
- Utiahman, S. A., Dalai, H., & Sabudi, A. S. (2025). *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika Optimasi K-Nearest Neighbor Dengan Particle Swarm Optimization Pada Klasifikasi Pelanggan Listrik Rumah Tangga Bersubsidi*. 11(1), 1–13.