



Implementasi Graph Scheduling dan Decision Tree untuk Sistem Manajemen Pesanan pada UMKM 'Rumah Jahit Kemiri'

Rodo Lamuel Nadeak¹, M. Tsabat Muhyiyuddin², Zahira Putri Julia Daulay³

^{1,2,3}Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan, Medan, Indonesia

Email: ¹rodonadeak@gmail.com, ²izuddintsabat@gmail.com, ^{3*}pzahira645@gmail.com

Abstrak—Perkembangan teknologi informasi memberikan peluang bagi usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM) untuk meningkatkan efisiensi operasional melalui penerapan sistem berbasis data. Namun, Rumah Jahit Kemiri masih menghadapi permasalahan dalam penentuan harga jasa, pengelolaan pesanan, penjadwalan pengerjaan, dan manajemen stok bahan baku yang masih dilakukan secara manual. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem manajemen pesanan terintegrasi dengan memanfaatkan algoritma Decision Tree Regressor untuk prediksi harga dan durasi pengerjaan, serta pendekatan Graph Scheduling berbasis Directed Acyclic Graph (DAG) untuk menentukan prioritas pengerjaan pesanan secara optimal. Sistem dikembangkan menggunakan arsitektur dua lapis yang mengintegrasikan aplikasi web berbasis PHP dan layanan machine learning berbasis Python Flask. Dataset yang digunakan berasal dari data historis pesanan Rumah Jahit Kemiri dengan berbagai fitur karakteristik pesanan. Hasil implementasi menunjukkan bahwa sistem mampu membantu memberikan estimasi harga dan waktu pengerjaan secara lebih konsisten serta meningkatkan efektivitas pengelolaan pesanan dan stok bahan baku secara terstruktur.

Kata Kunci: Decision Tree Regressor; Graph Scheduling; DAG; Manajemen Pesanan; UMKM.

Abstract—The development of information technology provides opportunities for micro, small, and medium enterprises (MSMEs) to improve operational efficiency through the implementation of data-based systems. However, Rumah Jahit Kemiri still faces problems in determining service prices, managing orders, scheduling work, and managing raw material stock, which are still done manually. This study aims to develop an integrated order management system by utilizing the Decision Tree Regressor algorithm for predicting prices and work duration, as well as a Graph Scheduling approach based on Directed Acyclic Graph (DAG) to determine the optimal order processing priority. The system is developed using a two-layer architecture that integrates a PHP-based web application and a Python Flask-based machine learning service. The dataset used comes from the historical order data of Rumah Jahit Kemiri with various order characteristic features. The implementation results show that the system is able to help provide price and completion time estimates more consistently and improve the effectiveness of orders and raw material stock management in a structured manner.

Keywords: Decision Tree Regressor; Graph Scheduling; DAG; Manajemen Pesanan; MSMEs

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai bidang usaha, termasuk pada sektor usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM). Pemanfaatan teknologi tidak hanya membantu meningkatkan efisiensi kerja, tetapi juga mendukung pengambilan keputusan yang lebih akurat berbasis data. Namun, pada kenyataannya masih banyak UMKM yang menjalankan proses operasional secara manual, sehingga berpotensi menimbulkan berbagai kendala dalam pengelolaan usaha.

Rumah Jahit Kemiri sebagai salah satu UMKM di bidang jasa penjahitan menghadapi sejumlah permasalahan dalam operasional sehari-hari. Salah satu permasalahan utama terletak pada proses penentuan harga jasa jahit yang belum memiliki standar yang jelas. Selama ini, penetapan harga dilakukan berdasarkan pengalaman dan pertimbangan subjektif, tanpa didukung oleh sistem yang terstruktur. Hal tersebut menyebabkan hasil penilaian harga menjadi tidak konsisten serta sulit diprediksi.

Kondisi tersebut berdampak pada munculnya berbagai permasalahan lain, seperti perbedaan harga pada pesanan dengan karakteristik yang serupa, risiko kerugian pada pesanan dengan tingkat kompleksitas tinggi, serta kesulitan dalam memberikan estimasi biaya secara cepat kepada pelanggan. Selain itu, faktor-faktor yang memengaruhi pembentukan harga juga tidak teridentifikasi secara jelas, sehingga menyulitkan proses evaluasi dan pengambilan keputusan.



Permasalahan tidak hanya terjadi pada aspek penetapan harga, tetapi juga pada pengelolaan pesanan yang masih dilakukan secara manual. Pencatatan yang belum terdigitalisasi meningkatkan risiko terjadinya kesalahan, seperti data yang tidak tercatat dengan baik, pesanan yang terlewat, serta kesulitan dalam memantau perkembangan pesanan secara real-time. Situasi ini menjadi semakin kompleks ketika jumlah pesanan meningkat, terutama pada periode tertentu dengan tingkat permintaan yang tinggi.

Selain itu, penentuan prioritas pengerjaan pesanan juga menjadi tantangan, khususnya ketika terdapat hubungan ketergantungan antar pesanan. Tanpa adanya sistem yang terstruktur, proses penjadwalan menjadi kurang optimal dan berpotensi menyebabkan keterlambatan penyelesaian. Permasalahan lain yang turut dihadapi adalah belum tersedianya sistem pengelolaan stok bahan baku yang terorganisir, sehingga informasi ketersediaan bahan tidak selalu akurat dan dapat menghambat proses produksi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, diperlukan suatu solusi berbasis teknologi yang mampu mengintegrasikan pengelolaan pesanan, penentuan harga, serta manajemen stok dalam satu sistem yang terpadu. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem manajemen pesanan yang memanfaatkan pendekatan *machine learning*, algoritma penjadwalan berbasis graf, serta struktur data untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi operasional pada Rumah Jahit Kemiri.

2. METODE

2.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian terapan (*applied research*), yaitu penelitian yang bertujuan untuk menghasilkan solusi praktis terhadap permasalahan yang terjadi di lapangan. Fokus utama dari penelitian ini adalah merancang dan mengembangkan sistem manajemen pesanan berbasis teknologi untuk meningkatkan efisiensi operasional.

Pendekatan yang digunakan bersifat kuantitatif, karena melibatkan pengolahan data numerik berupa data riwayat pesanan untuk membangun model prediksi menggunakan algoritma *machine learning*. Selain itu, penelitian ini juga mengadopsi pendekatan rekayasa perangkat lunak (*software engineering*), yang mencakup proses perancangan, pembangunan, hingga pengujian sistem.

2.2 Objek Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian terapan (*applied research*) yang berfokus pada pengembangan sistem untuk menyelesaikan permasalahan nyata pada UMKM jasa penjahitan. Objek penelitian adalah Rumah Jahit Kemiri yang menyediakan berbagai layanan penjahitan, mulai dari pembuatan pakaian harian seperti kemeja, celana, dan rok, hingga busana formal seperti kebaya, gaun, dan jas. Selain itu, usaha ini juga melayani pesanan dalam jumlah besar, seperti seragam sekolah maupun instansi.

Keberagaman jenis layanan tersebut menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan harus mampu menangani variasi kebutuhan pelanggan dengan tingkat kompleksitas yang berbeda. Setiap jenis layanan memiliki karakteristik tersendiri, baik dari segi bahan, desain, maupun tambahan aksesori, yang secara langsung memengaruhi proses produksi, estimasi biaya, serta waktu pengerjaan.

2.3 Jenis Layanan

Rumah Jahit Kemiri menyediakan berbagai layanan penjahitan yang mencakup beragam kebutuhan pelanggan, baik untuk penggunaan sehari-hari maupun acara khusus. Layanan yang ditawarkan meliputi pembuatan pakaian seperti kemeja, celana, rok, hingga busana formal seperti gaun pesta, kebaya, dan jas. Selain melayani pesanan satuan, usaha ini juga menerima pesanan dalam jumlah besar, seperti pembuatan seragam sekolah, instansi, maupun komunitas.

Dalam proses pengerjaannya, pelanggan diberikan pilihan jenis bahan kain yang beragam, antara lain katun, linen, sutra, brokat, sifon, dan denim. Setiap jenis bahan memiliki karakteristik yang berbeda sehingga mempengaruhi tingkat kesulitan pengerjaan serta hasil akhir pakaian. Selain itu, pelanggan juga dapat menambahkan berbagai aksesori seperti kancing, resleting, saku, bordir, dan payet sesuai dengan kebutuhan desain yang diinginkan.



Keberagaman layanan tersebut menunjukkan bahwa Rumah Jahit Kemiri mampu menangani berbagai tingkat kompleksitas pesanan, mulai dari desain sederhana hingga pakaian dengan detail yang lebih rumit. Hal ini menjadi salah satu faktor penting yang mempengaruhi proses produksi, penentuan harga, serta durasi pengerjaan dalam sistem yang dikembangkan.

2.4 Sumber dan Karakteristik Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari data historis pesanan yang dimiliki oleh Rumah Jahit Kemiri. Data tersebut merupakan catatan transaksi nyata yang dikumpulkan dari aktivitas operasional usaha dalam periode tertentu, sehingga mencerminkan kondisi riil yang terjadi di lapangan. Penggunaan data ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem yang dikembangkan mampu merepresentasikan kebutuhan dan permasalahan yang sebenarnya dihadapi oleh pelaku usaha.

Informasi yang terdapat dalam dataset mencakup berbagai aspek penting yang berkaitan dengan proses penjahitan, antara lain jenis bahan kain, model pakaian, ukuran, jumlah pesanan, serta tingkat kesulitan desain. Selain itu, data juga memuat informasi tambahan seperti jumlah dan jenis aksesoris yang digunakan, batas waktu pengerjaan yang diminta pelanggan, status pelanggan, serta jumlah revisi desain. Data tersebut dilengkapi dengan nilai keluaran berupa harga total pesanan dan durasi pengerjaan aktual, yang kemudian digunakan sebagai acuan dalam proses pembelajaran model.

Sebelum digunakan dalam proses analisis, data terlebih dahulu disusun dalam format terstruktur agar mudah diolah. Tahapan ini meliputi proses pembersihan data untuk menghindari kesalahan atau nilai yang tidak lengkap, serta penyesuaian format agar sesuai dengan kebutuhan sistem. Selanjutnya, data tersebut dimanfaatkan sebagai dasar dalam membangun model prediksi menggunakan metode *machine learning*, sehingga sistem dapat memberikan estimasi harga dan waktu pengerjaan secara lebih akurat.

Dataset mencakup pesanan dengan nilai harga total yang sangat bervariasi, mulai dari Rp 62.000 untuk pesanan sederhana hingga Rp 10.997.000 untuk pesanan kompleks dalam jumlah besar. Rata-rata harga total berada di angka Rp 678.427 dengan standar deviasi yang tinggi (Rp 954.108), mencerminkan keragaman jenis pesanan yang diterima.

Durasi pengerjaan berkisar antara 1 hingga 28 hari, dengan rata-rata 7,7 hari. Jumlah item per pesanan bervariasi antara 1 hingga 50 unit, menunjukkan bahwa Rumah Jahit Kemiri melayani baik pesanan perorangan maupun pesanan massal. Tenggat waktu yang diminta pelanggan berkisar antara 1 hingga 30 hari dengan rata-rata sekitar 11,8 hari.

Tabel 1. Dataset

Nama Kolom	Tipe Data	Kategori	Keterangan
Jenis_kain	kategorikal	fitur	Jenis bahan: katun, linen, sutra, brokat, sifon, denim
Model_baju	kategorikal	fitur	Model jahitan: kemeja, celana, gaun, kebaya, jas, rok, seragam
Aksesoris_count	Numerikal(int)	fitur	Jumlah jenis aksesoris yang ditambahkan
Jenis_aksesoris	kategorikal	fitur	Kombinasi aksesoris: kancing, resleting, saku, bordir, payet, dll.
Ukuran	kategorikal	Fitur	Ukuran pakaian: XS, S, M, L, XL, XXL
Jumlah_item	Numerikal(int)	Fitur	Jumlah unit yang dipesan (1 hingga 50)
Tingkat_kesulitan_model	Numerikal(int)	Fitur	Tingkat kesulitan desain: skala 1 hingga 3
Deadline_hari	Numerikal(int)	Fitur	Batas waktu pengerjaan yang diminta pelanggan (hari)



Rush_order	Biner(0/1)	Fitur	Apakah pesanan bersifat mendesak (1 = ya)
Bulan_pesanan	Numerikal(int)	Fitur	Bulan masuknya pesanan (1 = Januari, 12 = Desember)
Tipe_pelanggan	kategorikal	Fitur	Status pelanggan: baru atau langganan
Revisi_design	Numerikal(int)	Fitur	Jumlah revisi desain yang diminta
Harga_total	Numerikal(int)	Target	Total biaya jahit dalam Rupiah (Rp 62.000 - Rp 10.997.000)
Durasi_hari	Numerikal(int)	Target	Durasi pengerjaan aktual dalam hari (1 - 28 hari)

2.5 Arsitektur dan Teknologi Sistem

Sistem yang dibangun mengadopsi arsitektur dua lapis yang memisahkan lapisan aplikasi web dari lapisan machine learning. Lapisan pertama adalah aplikasi web berbasis PHP yang mengelola antarmuka pengguna, basis data, penjadwalan pesanan, dan manajemen stok. Lapisan kedua adalah microservice berbasis Python dan Flask yang secara eksklusif menangani prediksi harga dan durasi menggunakan model machine learning yang telah dilatih.

Tabel 2. Teknologi dan Peran Masing-Masing

Komponen	Teknologi	Peran dalam Sistem
Frontend & Backend Web	PHP 8 (Native)	Mengatur logika bisnis, routing halaman, dan antarmuka pengguna secara monolitik.
Basis Data	MySQL	Menyimpan data pesanan, stok bahan baku, dan relasi dependensi antar pesanan.
Machine Learning Service	Python 3 + Flask	Microservice REST API terpisah yang menyajikan prediksi model Decision Tree melalui endpoint HTTP.
Library ML	scikit-learn	Implementasi Decision Tree Regressor, preprocessing, dan evaluasi model.
Manipulasi Data	pandas + NumPy	Pembersihan dataset, rekayasa fitur, dan komputasi numerik saat pelatihan.
Serialisasi Model	joblib	Menyimpan dan memuat model ML yang telah dilatih (.pkl) secara efisien.
Visualisasi Graf	vis-network.js	Merender graf DAG pesanan secara interaktif di browser.
Komunikasi PHP-Python	HTTP (cURL)	PHP memanggil Flask API via cURL untuk mendapatkan estimasi harga dan durasi.
Struktur Data Graf	DAG (implementasi PHP)	Directed Acyclic Graph berbasis adjacency list, diimplementasikan secara manual di PHP.
Struktur Data Stok	BST (implementasi PHP)	Binary Search Tree untuk manajemen dan pencarian stok bahan baku, diimplementasikan manual di PHP.

Sistem menggunakan MySQL sebagai basis data relasional yang terdiri dari tiga tabel utama, yaitu tabel pesanan, tabel dependensi_pesanan, dan tabel stok_bahan. Tabel pesanan menyimpan informasi lengkap setiap pesanan seperti data pelanggan, jenis kain, model pakaian, status pengerjaan, tenggat waktu, serta hasil prediksi. Tabel dependensi_pesanan digunakan untuk merepresentasikan hubungan ketergantungan antar pesanan dalam bentuk graf berarah (DAG).



JRIIN : Jurnal Riset Informatika dan Inovasi
Volume 3, No. 12 Tahun 2026
ISSN 3025-0919 (media online)
Hal 3114-3120

Sementara itu, tabel `stok_bahan` menyimpan data inventaris bahan baku dengan kode unik yang kemudian dikelola menggunakan struktur Binary Search Tree (BST) di memori.

2.6 Komponen Machine Learning: Decision Tree

Untuk mengatasi permasalahan estimasi harga dan durasi pengerjaan, digunakan pendekatan *supervised learning* dengan algoritma Decision Tree Regressor. Model ini berfungsi untuk memprediksi nilai numerik secara kontinu, sehingga cocok digunakan dalam kasus penentuan harga dan waktu pengerjaan. Dua model dikembangkan secara terpisah, yaitu model untuk memprediksi harga per item dan model untuk memperkirakan durasi pengerjaan.

Model dilatih menggunakan 12 fitur yang terdiri dari fitur kategorikal dan numerikal. Fitur kategorikal meliputi jenis kain, model baju, ukuran, tipe pelanggan, dan jenis aksesoris, yang terlebih dahulu diubah ke bentuk numerik menggunakan LabelEncoder. Sedangkan fitur numerikal mencakup jumlah aksesoris, jumlah item, tingkat kesulitan model, tenggat waktu, status pesanan mendesak, bulan pemesanan, serta jumlah revisi desain.

Proses pelatihan model dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pemuatan dan validasi data, encoding fitur, pembuatan target harga per item, pembagian data latih dan uji, serta pencarian parameter terbaik menggunakan metode cross-validation. Setelah itu, model dilatih ulang menggunakan parameter optimal, dilanjutkan dengan analisis feature importance, dan diakhiri dengan penyimpanan model menggunakan joblib.

Kinerja model dievaluasi menggunakan tiga metrik utama, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Selain itu, perbedaan nilai R^2 antara data latih dan data uji juga diperhatikan untuk mengidentifikasi kemungkinan overfitting.

Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan dalam bentuk layanan terpisah menggunakan Flask sebagai *microservice*. Layanan ini menyediakan dua endpoint utama, yaitu endpoint untuk pengecekan status sistem dan endpoint untuk melakukan prediksi berdasarkan data pesanan dalam format JSON. Hasil prediksi berupa estimasi harga dan durasi pengerjaan akan dikirim kembali ke sistem utama. Untuk menjaga performa, model hanya dimuat sekali saat layanan dijalankan, sedangkan komunikasi antara sistem web dan layanan machine learning dilakukan melalui HTTP menggunakan cURL.

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1 Metode Penjadwalan dan Manajemen Stok

Untuk mengatasi permasalahan estimasi harga dan durasi pengerjaan, digunakan pendekatan *supervised learning* dengan algoritma Decision Tree Regressor. Model ini berfungsi untuk memprediksi nilai numerik secara kontinu, sehingga cocok digunakan dalam kasus penentuan harga dan waktu pengerjaan. Dua model dikembangkan secara terpisah, yaitu model untuk memprediksi harga per item dan model untuk memperkirakan durasi pengerjaan.

Model dilatih menggunakan 12 fitur yang terdiri dari fitur kategorikal dan numerikal. Fitur kategorikal meliputi jenis kain, model baju, ukuran, tipe pelanggan, dan jenis aksesoris, yang terlebih dahulu diubah ke bentuk numerik menggunakan LabelEncoder. Sedangkan fitur numerikal mencakup jumlah aksesoris, jumlah item, tingkat kesulitan model, tenggat waktu, status pesanan mendesak, bulan pemesanan, serta jumlah revisi desain.

Proses pelatihan model dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pemuatan dan validasi data, encoding fitur, pembuatan target harga per item, pembagian data latih dan uji, serta pencarian parameter terbaik menggunakan metode cross-validation. Setelah itu, model dilatih ulang menggunakan parameter optimal, dilanjutkan dengan analisis feature importance, dan diakhiri dengan penyimpanan model menggunakan joblib.

Kinerja model dievaluasi menggunakan tiga metrik utama, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Selain itu, perbedaan nilai R^2 antara data latih dan data uji juga diperhatikan untuk mengidentifikasi kemungkinan overfitting.

Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan dalam bentuk layanan terpisah menggunakan Flask sebagai *microservice*. Layanan ini menyediakan dua endpoint utama, yaitu



endpoint untuk pengecekan status sistem dan endpoint untuk melakukan prediksi berdasarkan data pesanan dalam format JSON. Hasil prediksi berupa estimasi harga dan durasi pengerjaan akan dikirim kembali ke sistem utama. Untuk menjaga performa, model hanya dimuat sekali saat layanan dijalankan, sedangkan komunikasi antara sistem web dan layanan machine learning dilakukan melalui HTTP menggunakan cURL.

Tabel 3. Struktur Data dan Algoritma

Struktur Data / Algoritma	Lokasi Implementasi	Fungsi dalam Sistem
Directed Acyclic Graph (DAG)	php/api/graph.php	Merepresentasikan seluruh pesanan aktif dan relasi ketergantungan di antara mereka.
Kahn's Algorithm (Topological Sort)	php/api/graph.php	Menghasilkan urutan pengerjaan pesanan yang optimal dan bebas konflik.
Earliest Deadline First (EDF)	php/api/graph.php	Memilih pesanan yang paling mendesak saat beberapa pesanan sama-sama siap dikerjakan.
Deteksi Siklus (DFS + Pewarnaan)	php/api/graph.php	Mendeteksi dan melaporkan ketergantungan melingkar yang tidak dapat diselesaikan.
Binary Search Tree (BST)	php/api/bst_stok.php	Mengindeks dan mengelola stok bahan baku dengan operasi pencarian dan modifikasi $O(\log n)$.
Decision Tree Regressor	ml_service/train.py	Mempelajari pola harga dan durasi dari riwayat pesanan Rumah Jahit Kemiri.
Decision Tree Inference	ml_service/app.py	Menghasilkan estimasi harga dan durasi untuk setiap pesanan baru secara real-time.

4. KESIMPULAN

Untuk mengatasi permasalahan estimasi harga dan durasi pengerjaan, digunakan pendekatan *supervised learning* dengan algoritma Decision Tree Regressor. Model ini berfungsi untuk memprediksi nilai numerik secara kontinu, sehingga cocok digunakan dalam kasus penentuan harga dan waktu pengerjaan. Dua model dikembangkan secara terpisah, yaitu model untuk memprediksi harga per item dan model untuk memperkirakan durasi pengerjaan.

Model dilatih menggunakan 12 fitur yang terdiri dari fitur kategorikal dan numerikal. Fitur kategorikal meliputi jenis kain, model baju, ukuran, tipe pelanggan, dan jenis aksesoris, yang terlebih dahulu diubah ke bentuk numerik menggunakan LabelEncoder. Sedangkan fitur numerikal mencakup jumlah aksesoris, jumlah item, tingkat kesulitan model, tenggat waktu, status pesanan mendesak, bulan pemesanan, serta jumlah revisi desain.

Proses pelatihan model dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pemuatan dan validasi data, encoding fitur, pembuatan target harga per item, pembagian data latih dan uji, serta pencarian parameter terbaik menggunakan metode cross-validation. Setelah itu, model dilatih ulang menggunakan parameter optimal, dilanjutkan dengan analisis feature importance, dan diakhiri dengan penyimpanan model menggunakan joblib.

Kinerja model dievaluasi menggunakan tiga metrik utama, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Selain itu, perbedaan



JRIIN : Jurnal Riset Informatika dan Inovasi
Volume 3, No. 12 Tahun 2026
ISSN 3025-0919 (media online)
Hal 3114-3120

nilai R^2 antara data latih dan data uji juga diperhatikan untuk mengidentifikasi kemungkinan overfitting.

Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan dalam bentuk layanan terpisah menggunakan Flask sebagai *microservice*. Layanan ini menyediakan dua endpoint utama, yaitu endpoint untuk pengecekan status sistem dan endpoint untuk melakukan prediksi berdasarkan data pesanan dalam format JSON. Hasil prediksi berupa estimasi harga dan durasi pengerjaan akan dikirim kembali ke sistem utama. Untuk menjaga performa, model hanya dimuat sekali saat layanan dijalankan, sedangkan komunikasi antara

REFERENCES

- Albeshri, A. (2021). Scheduling problems with precedence constraints and optimization approaches. *Algorithms*, 14(8), 246.
- Doh, H. H., Yu, J. M., Kwon, Y. J., et al. (2021). Decision tree based scheduling for flexible job shops. *Procedia / Conference Proceedings*.
- Guan, H., Zhang, Y., Xian, M., Cheng, H. D., & Tang, X. (2021). SMOTE-WENN: Solving class imbalance problems. *Applied Intelligence*, 51(3), 1394–1409.
- Guo, J., Wang, H., Li, X., & Zhang, L. (2021). Stream classification algorithm based on decision tree. *Mobile Information Systems*, 2021.
- Hartama, D., & Amalya, N. (2025). Perbandingan algoritma decision tree dan random forest dalam klasifikasi data. *Jurnal Manajemen Informatika dan Komunikasi*, 6(1), 72–80.
- Hua, Z., Qi, F., Liu, G., & Yang, S. (2021). Learning to schedule DAG tasks. *arXiv / Conference Paper*.
- Kiran, S., Reddy, G. R., Girija, S. P., et al. (2023). Gradient boosted decision tree for classification problems. *Healthcare Analytics*, 3.
- Manullang, S., Hakim, M. Z., & Saputra, A. H. (2024). Prediksi particulate matter 10 menggunakan model decision tree regressor di DKI Jakarta. *Jurnal Kesehatan dan Pengelolaan Lingkungan*, 5(2), 53–61.
- Sánchez, J. M., Espitia, H. E., & González, C. L. (2025). Net rural migration classification in Colombia using supervised decision tree algorithms. *Algorithms*, 18(12), 797.
- Taihuttu, H. Y., & Sitanggang, I. S. (2024). Spatial classification of forest and land fire risk using decision tree algorithm. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1315(1).