



Pengembangan Model Decision Tree Menggunakan Particle Swarm Optimization untuk Klasifikasi Popularitas, Infrastruktur, dan Potensi Pasar Wilayah Jabodetabek

Erlin Windia Ambarsari^{1,*}, Nunu Kustian², Putri Dina Mardika¹

¹Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Teknik Informatika, Universitas Indraprasta PGRI, Jakarta
Jl. Raya Tengah No. 80, Kelurahan Gedong, Kecamatan Pasar Rebo, Jakarta Timur, DKI Jakarta, Indonesia

²Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Sains Data, Universitas Indraprasta PGRI, Jakarta
Jl. Nangka Raya No.58 C, Tanjung Barat, Kec. Jagakarsa, Kota Jakarta Selatan, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia
Email: ^{1,*}erlinunindra@gmail.com, ²kustiannunu@gmail.com, ³putridinamar@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: erlinunindra@gmail.com

Submitted: 23/04/2025; Accepted: 19/07/2025; Published: 20/07/2025

Abstrak—Pasar tradisional merupakan elemen penting dalam perekonomian lokal, namun masih menghadapi tantangan dalam hal daya saing, infrastruktur, dan legalitas operasional. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi pasar tradisional di wilayah Jabodetabek berdasarkan tiga aspek utama, yaitu popularitas, infrastruktur, dan potensi pasar, dengan menggunakan algoritma pohon keputusan (Decision Tree) yang dioptimasi melalui Particle Swarm Optimization (PSO). Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam menghasilkan model yang interpretatif serta meningkatkan akurasi klasifikasi dengan pemilihan parameter yang optimal. Data yang digunakan terdiri atas 1.253 entri pasar dengan 15 variabel fitur. Model ini mengklasifikasikan pasar ke dalam kategori populer/tidak populer, infrastruktur siap/tidak siap, dan potensial/tidak potensial. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model klasifikasi mampu mengidentifikasi pasar populer, infrastruktur siap, dan pasar potensial dengan akurasi rata-rata sebesar 97,48%. Variabel-variabel seperti jumlah pedagang, fasilitas dasar (listrik, air, toilet, drainase), umur pasar, dan status izin resmi terbukti menjadi indikator utama dalam penentuan klasifikasi. Oleh karena itu, model ini dapat digunakan oleh pemerintah daerah untuk menentukan prioritas revitalisasi pasar berdasarkan klasifikasi yang dihasilkan. Temuan ini memberikan kontribusi signifikan dalam mendukung kebijakan penguatan pasar tradisional melalui pendekatan berbasis data. Penelitian ini juga membuka ruang untuk integrasi data spasial dan analisis waktu nyata di masa depan.

Kata Kunci: Pasar Tradisional; Klasifikasi; Decision Tree; Optimasi PSO; Infrastruktur; Potensi Pasar; Popularitas

Abstract—Traditional markets play a vital role in local economies; however, they face challenges related to competitiveness, infrastructure quality, and legal operational status. This study aims to develop a classification model for traditional markets in the Greater Jakarta (Jabodetabek) region based on three main aspects: popularity, infrastructure readiness, and market potential. The model utilizes a Decision Tree (DT) algorithm optimized with Particle Swarm Optimization (PSO) to enhance classification accuracy while maintaining model interpretability. The dataset comprises 1,253 market entries with 15 predictive features. The classification model categorizes markets into popular or unpopular, infrastructure-ready or not-ready, and potential or non-potential groups. Experimental results demonstrate that the model achieves an average accuracy of 97.48%. Key factors influencing the classification outcomes include the number of vendors, the availability of basic facilities (electricity, clean water, toilets, and drainage), the age of the market, and the presence of an official operating license (IUP2T). The findings provide valuable insights for local governments and policymakers to prioritize market revitalization efforts based on data-driven classification results. Furthermore, this study opens future research opportunities to integrate spatial data and real-time market analytics to improve classification accuracy further and support more adaptive and effective policy-making.

Keywords: Traditional Market; Classification; Decision Tree; PSO; Infrastructure; Market Potential; Popularity

1. PENDAHULUAN

Pada tahun 2025, dinamika perekonomian global masih menunjukkan ketidakpastian. Sejak akhir tahun 2019, penyebaran COVID-19 telah memberikan dampak signifikan terhadap perekonomian Indonesia. Salah satu dampak yang paling nyata adalah penurunan tingkat konsumsi masyarakat akibat diberlakukannya kebijakan Pembatasan Pergerakan Kegiatan Masyarakat (PPKM) oleh pemerintah. Kondisi ini semakin diperburuk oleh berbagai permasalahan geopolitik dan perang dagang internasional [1] yang menyebabkan penurunan ekspor secara signifikan. Akumulasi dari faktor-faktor tersebut berdampak pada penurunan kelas menengah akibat terjadinya pemutusan hubungan kerja (PHK) massal di berbagai sektor industri sebagai konsekuensi dari penurunan omset perusahaan [2].

Pasar sebagai tempat berlangsungnya aktivitas jual beli juga merasakan dampaknya. Melemahnya kurs rupiah menyebabkan harga pasokan melambung tinggi, sehingga penjual terpaksa membatasi stok barang dan pembeli cenderung mencari alternatif produk yang lebih murah. Situasi tersebut menjadi landasan utama untuk melakukan penelitian melalui pengamatan terhadap dinamika pasar saat ini, khususnya di wilayah Jabodetabek. Wilayah ini dipilih karena perannya sebagai pusat aktivitas ekonomi nasional yang strategis. Penelitian ini berfokus pada pengembangan model klasifikasi yang mampu memetakan popularitas, infrastruktur, dan potensi pasar di wilayah Jabodetabek, sehingga dapat diperoleh pemahaman mengenai kemampuan pasar dalam menghadapi dinamika perekonomian yang terjadi di Indonesia saat ini.

Beberapa model klasifikasi dapat digunakan, antara lain Naive Bayes, regresi, Decision Tree (DT), K-Nearest Neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Neural Network. Namun,

karakteristik data yang didapatkan dalam penelitian ini bersifat kategorikal, maka metode DT dijadikan pilihan sebagai pendekatan yang paling tepat. Pemilihan ini didasarkan pada keunggulan interpretabilitas tinggi [3], fleksibilitas dalam pengelolaan data kategorikal [4], serta kemampuan untuk membangun model yang efisien dan mudah dipahami [5]. Walaupun efektif, metode greedy dalam DT seperti Classification and Regression Tree (CART) memiliki keterbatasan dalam optimalisasi struktur pohon secara global [6]. Oleh karena itu, Particle Swarm Optimization (PSO) digunakan untuk mengoptimalkan parameter model, meningkatkan akurasi klasifikasi [7], [8], serta menyederhanakan struktur pohon [9], [10], [11]. Integrasi PSO-DT terbukti memperbaiki performa klasifikasi sekaligus menghasilkan struktur pohon keputusan yang lebih efisien dan mudah ditafsirkan (Interpretable).

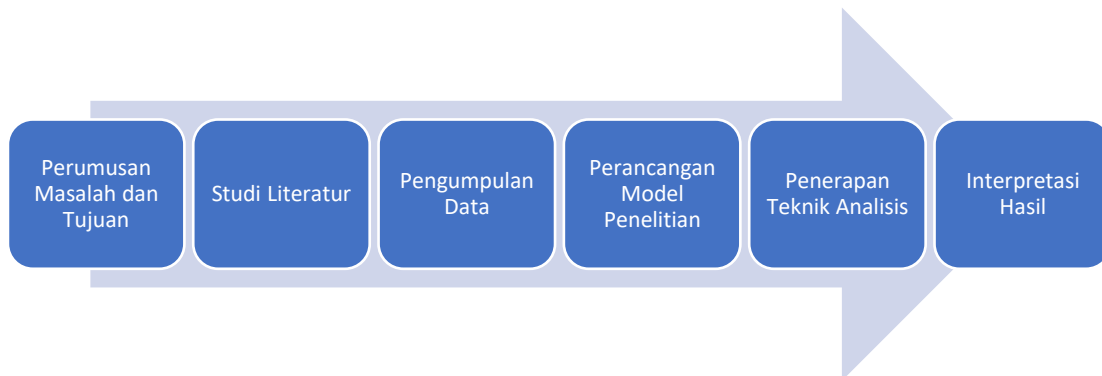
Meskipun integrasi PSO-DT telah banyak diteliti, penerapannya secara khusus dalam pengklasifikasian aspek popularitas, infrastruktur, dan potensi pasar, terutama di wilayah Jabodetabek yang tengah menghadapi ketidakpastian ekonomi akibat dinamika geopolitik dan perdagangan global, masih jarang dieksplorasi dalam kajian ilmiah. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan model klasifikasi berbasis DT yang dioptimalkan dengan PSO untuk mengidentifikasi variabel-variabel kunci pada ketiga aspek tersebut.

Selain itu, penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi multi-label, di mana satu model DT yang dioptimasi PSO dibangun untuk secara simultan memprediksi ketiga label target. Pendekatan ini memungkinkan klasifikasi multi-label dalam satu struktur pohon keputusan, tanpa membangun model terpisah untuk setiap variabel. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi dengan menghasilkan model klasifikasi pasar tradisional berbasis PSO-DT, sekaligus menyediakan rekomendasi berbasis data untuk memperkuat pengembangan dan revitalisasi pasar tradisional di wilayah Jabodetabek.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Gambaran Umum Metodologi

Tahapan penelitian sebagai landasan alur keseluruhan proses penelitian yang dimulai dari perencanaan sampai interpretasi hasil, dimana diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahap-Tahap Penelitian Pasar Tradisional

Berdasarkan Gambar 1, tahapan yang dilakukan adalah sebagai berikut:

- Perumusan Masalah dan Tujuan dilakukan dengan menetapkan isu pasar dan merumuskan sasaran pengembangan model klasifikasi pasar berbasis Classification and Regression Tree (CART) dan Particle Swarm Optimization (PSO).
- Studi Literatur dilakukan dengan mengkaji referensi yang relevan terkait klasifikasi multi-label, algoritma CART, dan metode optimasi PSO sebagai landasan teori.
- Pengumpulan Data dilakukan dengan menghimpun data sekunder dari publikasi BPS dan situs Kemendag, serta menyusun data sintesis guna melengkapi aspek spasial dan temporal.
- Perancangan Model Penelitian dilakukan dengan menetapkan fitur-fitur prediktor dan label target, serta menentukan rancangan validasi dan pengujian model klasifikasi.
- Penerapan Teknik Analisis dilakukan dengan mengimplementasikan tahapan, seperti praproses data, pemodelan CART, optimasi PSO, dan evaluasi performa klasifikasi.
- Interpretasi Hasil dilakukan dengan menganalisis hasil prediksi dan metrik evaluasi, serta menyusun visualisasi data sebagai pendukung interpretasi.

2.2 Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder yang diperoleh dari berbagai sumber resmi. Sumber utama berasal dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS), terutama dokumen Profil Pasar Tradisional, Pusat Perbelanjaan, dan Toko Modern Tahun 2018–2019, yang menyajikan informasi umum mengenai sebaran dan karakteristik pasar di

Indonesia, khususnya di wilayah Jabodetabek [12], [13]. Data tambahan juga diambil dari infografis pasar yang tersedia di portal data BPS regional, mencakup wilayah DKI Jakarta, Banten, dan Jawa Barat.

Untuk memperkaya data, informasi pendukung juga diperoleh dari situs resmi Kementerian Perdagangan Republik Indonesia [14], serta melalui kegiatan observasi lapangan dan survei langsung ke sejumlah pasar tradisional yang menjadi lokasi penelitian.



Gambar 2. Kondisi Pasar Tradisional

Namun, data yang dikumpulkan dari berbagai sumber tersebut masih memiliki keterbatasan, baik dari sisi kelengkapan informasi (fitur) maupun cakupan wilayah dan waktu (spasial-temporal). Oleh karena itu, untuk melengkapi kekurangan tersebut, dilakukan proses penyusunan data sintesis. Proses ini menggunakan pendekatan berbasis simulasi dan rekonstruksi karakteristik pasar, sehingga menghasilkan dataset yang lebih lengkap dan sesuai dengan kebutuhan analisis penelitian ini [15].

2.3 Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi multi-label [16] untuk mengidentifikasi karakteristik pasar tradisional berdasarkan tiga label target, diantaranya Popularitas, Infrastruktur, dan Potensi. Pendekatan ini menggunakan satu model Decision Tree yang dioptimasi melalui Particle Swarm Optimization (PSO), sehingga ketiga label dapat diprediksi secara simultan dalam satu struktur pohon keputusan. Dengan demikian, proses klasifikasi dilakukan secara terpadu tanpa membangun model terpisah untuk setiap variabel target, sehingga meningkatkan efisiensi dan konsistensi prediksi.

Proses analisis dilakukan dengan menerapkan algoritma Classification and Regression Tree (CART) [17] yang dioptimasi menggunakan PSO [18], [19]. Seluruh implementasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python versi 3.11.2, dengan pustaka pendukung seperti pandas, numpy, scikit-learn [20], matplotlib, seaborn, dan openpyxl.

Selanjutnya, dataset yang digunakan terdiri atas 1.253 entri dengan 15 atribut, mencakup 12 fitur prediktor dan 3 label target. Data diperoleh dari integrasi data sekunder, observasi lapangan, serta penyusunan data sintesis berbasis simulasi untuk memastikan kelengkapan dan keseimbangan data di mana mengikuti tahapan sebagai berikut:

a. Prapemrosesan Data

Seluruh atribut dikonversi ke format numerik untuk kompatibilitas dengan algoritma klasifikasi. Nilai biner seperti “Ya” dan “Tidak” dikodekan menjadi 1 dan 0. Atribut ordinal seperti Umur Pasar dikonversi berdasarkan urutan tingkatannya. Fitur kategorikal nominal seperti Provinsi, Tipe Pasar, Komoditas Utama, dan Status Izin diubah menggunakan One-Hot Encoding, yang mengonversi setiap nilai kategori menjadi kolom biner yang saling eksklusif. Transformasi ini dilakukan menggunakan OneHotEncoder yang terintegrasi dalam ColumnTransformer dari pustaka scikit-learn, memungkinkan fitur diproses dalam satu pipeline analitik [20].

b. Eksplorasi dan Pemahaman Data

Analisis eksploratif dilakukan untuk memahami distribusi kelas target serta karakteristik fitur. Visualisasi distribusi awal untuk masing-masing label target digunakan untuk mengidentifikasi ketidakseimbangan kelas serta potensi outlier yang dapat memengaruhi kinerja model klasifikasi.

c. Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi dua subset menggunakan fungsi `train_test_split` dari scikit-learn, yaitu 80% data latih dan 20% data uji, dengan pendekatan stratified sampling untuk menjaga keseimbangan kelas. Selanjutnya, 25% dari data latih dialokasikan sebagai data validasi untuk proses tuning parameter selama pelatihan model.

d. Pemodelan dengan CART

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma Classification and Regression Tree (CART), yang merupakan turunan dari pohon keputusan. CART memilih atribut terbaik berdasarkan nilai Gini Impurity, yang dihitung dengan persamaan (1):

$$G(t) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2 \quad (1)$$

Dimana p_k merupakan proporsi kelas ke- k dalam simpul t . Pemisahan terbaik dipilih berdasarkan pengurangan nilai Gini sesuai dengan persamaan (2):

$$\Delta G = G_{\text{induk}} - \sum_{i=1}^m \frac{N_i}{N} G_{\text{anak}_i} \quad (2)$$

Model CART dibangun secara paralel untuk ketiga label target (multi-label classification), menggunakan modul DecisionTreeClassifier dari pustaka scikit-learn.

e. Optimasi Parameter dengan PSO

Untuk mengoptimalkan kinerja model, dilakukan tuning terhadap tiga parameter utama model CART: `max_depth`, `min_samples_split`, dan `min_samples_leaf`. Proses optimasi menggunakan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) yang dikembangkan secara manual dalam Python. PSO menginisialisasi sejumlah partikel yang mewakili kandidat solusi, kemudian memperbarui posisi dan kecepatannya berdasarkan informasi terbaik individu dan kelompok. Formulasi pembaruan posisi diberikan berdasarkan persamaan (3) dan (4):

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i - x_i(t)) + c_2 r_2 (g - x_i(t)) \quad (3)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (4)$$

Berdasarkan persamaan (3) dan (4), setiap partikel dalam populasi memiliki posisi dan kecepatan yang diperbarui secara iteratif untuk menemukan solusi terbaik. Posisi partikel pada iterasi ke- t dinotasikan sebagai $x_i(t)$, yang merepresentasikan nilai solusi atau parameter yang sedang diuji oleh partikel ke- i . Sementara itu, $v_i(t)$ menunjukkan kecepatan pergerakan partikel ke- i pada iterasi yang sama, yang menentukan arah dan seberapa besar perubahan posisi partikel tersebut. Setiap partikel juga menyimpan informasi mengenai posisi terbaik yang pernah dicapainya sepanjang proses pencarian, yang disebut sebagai p_i atau posisi terbaik individu. Di sisi lain, populasi secara keseluruhan memiliki satu posisi terbaik global yang pernah dicapai oleh partikel manapun, yang dilambangkan dengan g . Pergerakan partikel dalam ruang pencarian dipengaruhi oleh tiga komponen utama, yakni inersia, kognitif, dan sosial. Nilai inersia dikendalikan oleh parameter ω , yang mengatur seberapa besar pengaruh kecepatan sebelumnya terhadap pergerakan saat ini. Komponen kognitif dan sosial masing-masing dikendalikan oleh konstanta c_1 dan c_2 , yang menunjukkan bobot pengaruh posisi terbaik individu dan posisi terbaik global terhadap pembaruan kecepatan partikel. Untuk memberikan variasi dan fleksibilitas dalam pergerakan partikel, digunakan dua bilangan acak r_1 dan r_2 , yang masing-masing diambil dari distribusi seragam pada rentang $[0, 1]$. Nilai r_1 mempengaruhi kekuatan tarik partikel terhadap posisi terbaik pribadinya (p_i), sedangkan r_2 mempengaruhi tariknya terhadap posisi terbaik global (g).

f. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa klasifikasi pada masing-masing label target, yaitu Popularitas, Infrastruktur, dan Potensi. Pengujian menggunakan data uji yang dipisahkan secara stratifikasi untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas. Kinerja model dinilai melalui metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score yang dihitung untuk setiap label secara terpisah. Untuk mengatasi potensi ketidakseimbangan kelas dalam klasifikasi multi-label, evaluasi dilengkapi dengan weighted precision, weighted recall, weighted F1-score, serta F1-score rata-rata makro. Penggunaan weighted metrics bertujuan mengurangi bias terhadap kelas mayoritas, sedangkan macro average memastikan bobot yang sama untuk semua kelas dalam perhitungan performa keseluruhan. Selain evaluasi numerik, visualisasi confusion matrix digunakan untuk memberikan gambaran kesalahan klasifikasi antar kelas. Secara keseluruhan, evaluasi ini bertujuan untuk mengukur efektivitas kombinasi metode CART dan optimasi parameter berbasis PSO dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi multi-label pada data pasar tradisional.

g. Visualisasi dan Interpretasi Data

Untuk meningkatkan interpretabilitas model, dilakukan visualisasi terhadap berbagai komponen utama hasil pemodelan. Visualisasi pertama berupa struktur pohon keputusan untuk masing-masing label target, yang ditampilkan menggunakan fungsi `plot_tree`. Visualisasi ini digunakan untuk memahami logika pemisahan data yang dilakukan oleh algoritma CART, serta menelusuri alur keputusan dari akar hingga simpul akhir. Selanjutnya, ditampilkan kurva konvergensi PSO yang menggambarkan penurunan nilai fitness pada setiap iterasi selama proses optimasi berlangsung [19]. Kurva ini memberikan gambaran mengenai stabilitas dan efektivitas algoritma PSO dalam menemukan konfigurasi parameter terbaik. Selain itu, digunakan pula grafik feature importance untuk menunjukkan tingkat kontribusi masing-masing fitur terhadap keputusan klasifikasi. Visualisasi ini penting untuk mengidentifikasi atribut yang paling dominan dalam memengaruhi hasil prediksi model, sehingga dapat menjadi dasar dalam interpretasi lebih lanjut maupun pengambilan keputusan berbasis data.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengujian Model Klasifikasi

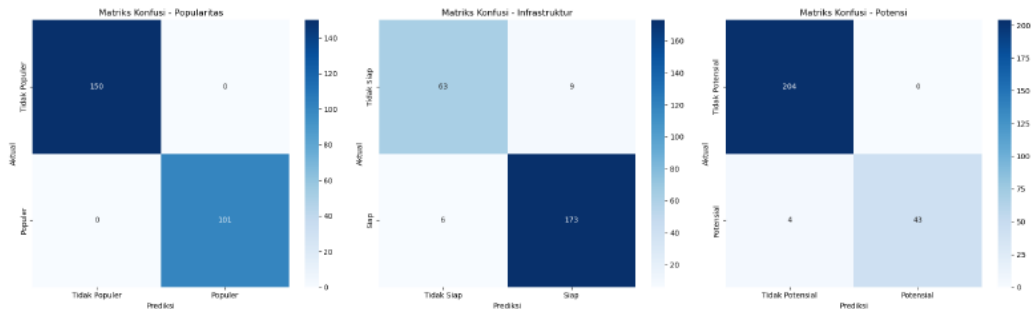
Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ini mampu mengklasifikasikan kondisi pasar tradisional di wilayah Jabodetabek berdasarkan tiga aspek utama, yaitu Popularitas, Infrastruktur, dan Potensi Pasar dengan sangat baik.

Tingkat keakuratan model ini tergolong tinggi, yaitu mencapai 97,48% secara rata-rata yang dituangkan dalam Gambar 3.

Hasil Evaluasi Model Akhir:					Classification Report untuk Infrastruktur:					
Akurasi Popularitas: 1.0000					precision	recall	f1-score	support		
Akurasi Infrastruktur: 0.9402					Tidak Siap	0.91	0.88	0.89	72	
Akurasi Potensi: 0.9841					Siap	0.95	0.97	0.96	179	
Akurasi Rata-Rata: 0.9748					accuracy			0.94	251	
Classification Report untuk Popularitas:					Classification Report untuk Potensi:					
precision	recall	f1-score	support	precision	recall	f1-score	support			
Tidak Populer	1.00	1.00	150	Tidak Potensial	0.98	1.00	0.99	204		
Populer	1.00	1.00	101	Potensial	1.00	0.91	0.96	47		
accuracy			1.00	accuracy			0.98	251		
macro avg	1.00	1.00	251	macro avg	0.99	0.96	0.97	251		
weighted avg	1.00	1.00	251	weighted avg	0.98	0.98	0.98	251		

Gambar 3. Hasil Pengujian Model

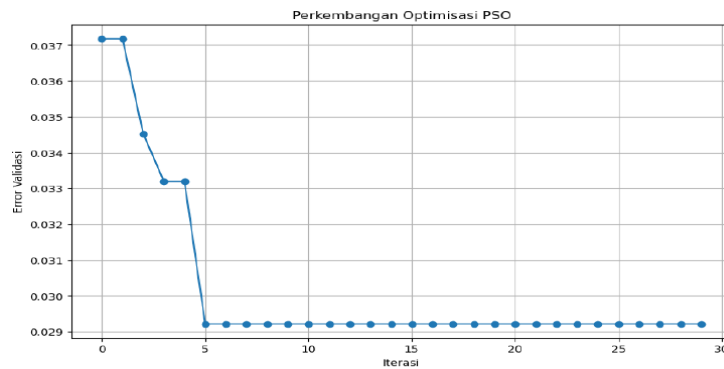
Berdasarkan Gambar 3, tingkat akurasi klasifikasi untuk aspek Popularitas mencapai 100%, yang berarti model mampu mengenali seluruh pasar yang populer maupun yang tidak populer secara sempurna. Untuk klasifikasi Infrastruktur, tingkat akurasinya sebesar 94,02%, yang berarti sebagian besar pasar diklasifikasikan secara benar, meskipun ada sedikit kesalahan pada pasar yang infrastruktur dasarnya kurang memadai. Sementara untuk aspek Potensi Pasar, akurasi model mencapai 98,41%, menunjukkan bahwa hampir semua pasar dengan potensi tinggi dapat terdeteksi secara akurat.



Gambar 4. Confusion Matrix Pasar

Hasil ini didukung oleh analisis yang disebut Confusion Matrix pada gambar 4, yaitu metode untuk melihat seberapa baik prediksi model dibandingkan data sebenarnya (aktual). Pada aspek Popularitas, tidak terdapat kesalahan sama sekali. Namun, untuk aspek Infrastruktur, terdapat sedikit kesalahan, yakni beberapa pasar dengan infrastruktur kurang baik diprediksi sebagai pasar yang sudah baik infrastrukturnya, dan sebaliknya. Pada aspek Potensi Pasar, terjadi kesalahan minimal, yaitu sedikit pasar potensial yang dianggap tidak potensial oleh model.

Oleh karena itu, proses optimasi menggunakan PSO terbukti berhasil menemukan parameter optimal untuk algoritma DT, sehingga model ini tidak terlalu rumit dan mampu bekerja secara efektif tanpa mengalami overfitting yang dimana terlalu menyesuaikan data latih. Hal ini ditunjukkan oleh grafik hasil optimasi PSO pada gambar 5 yang memperlihatkan penurunan nilai kesalahan error secara stabil hingga mendekati nilai terbaiknya.



Gambar 5. Hasil Optimasi PSO

3.2 Visualisasi dan Aturan DT

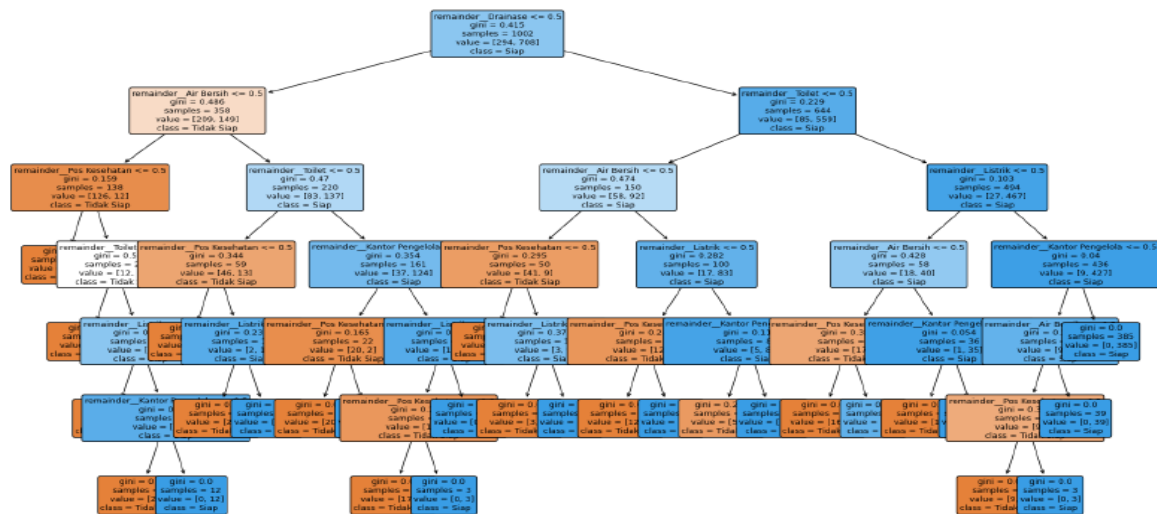
Berdasarkan implementasi program dengan Python menggunakan pustaka scikit-learn, diperoleh parameter optimal untuk menghasilkan DT sebagai berikut :

- Kedalaman maksimal pohon (max_depth), dimana nilai optimal adalah 6.
- Jumlah sampel minimal yang diperlukan untuk memisahkan cabang (min_samples_split), dimana nilai optimal adalah 2.
- Jumlah sampel minimal pada setiap daun pohon (min_samples_leaf), dimana nilai optimal adalah 1.

Optimalisasi PSO ini meminimalkan kesalahan klasifikasi (validation error) dan menghasilkan akurasi rata-rata hampir 97,48% dengan menggunakan model klasifikasi multi-label untuk memprediksi tiga aspek pasar tradisional secara simultan melalui pembentukan DT. Meskipun proses pelatihan dan evaluasi dilakukan secara bersamaan untuk ketiga label, visualisasi struktur pohon keputusan disajikan secara terpisah untuk masing-masing label guna meningkatkan kejelasan interpretasi. Pendekatan ini bertujuan agar setiap pohon keputusan lebih sederhana, fokus, dan mudah dipahami tanpa mengubah prinsip klasifikasi multi-label yang diterapkan dalam keseluruhan sistem.

Dari konstruksi DT tersebut, diperoleh beberapa aturan penting yang menggambarkan karakteristik masing-masing aspek, yaitu Popularitas, Infrastruktur, dan Potensi Pasar.

a. Infrastruktur Pasar



Gambar 6. DT Infrastruktur Pasar

Berdasarkan Gambar 6, visualisasi pohon keputusan untuk klasifikasi Infrastruktur Pasar menunjukkan bahwa variabel Drainase merupakan faktor awal yang paling menentukan. Dari akar pohon hingga simpul-simpul akhir (leaf), model mengidentifikasi urutan pemeriksaan fasilitas yang berkontribusi signifikan terhadap kesiapan infrastruktur suatu pasar. Adapun aturan klasifikasinya dapat dijabarkan sebagai berikut:

- Pasar tanpa Drainase (Drainase ≤ 0.5)
 - Jika pasar juga tidak memiliki Air Bersih (≤ 0.5), maka klasifikasi akan mempertimbangkan keberadaan Toilet dan Pos Kesehatan. Kombinasi minim fasilitas ini secara umum menyebabkan pasar diklasifikasikan sebagai "Tidak Siap".
 - Jika Air Bersih tersedia (> 0.5), maka keberadaan Toilet menjadi faktor lanjutan:
 - Tanpa Toilet, pasar tetap cenderung diklasifikasikan sebagai "Tidak Siap".
 - Dengan Toilet, model akan memeriksa ketersediaan Listrik, Kantor Pengelola, dan Pos Kesehatan. Pasar yang memenuhi sebagian besar kriteria ini akan diklasifikasikan sebagai "Siap", sedangkan pasar dengan kelengkapan fasilitas yang kurang tetap dikategorikan "Tidak Siap".
- Pasar dengan Drainase (Drainase > 0.5)
 - Jika Toilet tidak tersedia (≤ 0.5), maka faktor Air Bersih menjadi penentu berikutnya:
 - Tanpa Air Bersih, pasar diklasifikasikan sebagai "Tidak Siap".
 - Dengan Air Bersih, evaluasi dilanjutkan dengan melihat keberadaan Pos Kesehatan, Listrik, dan Kantor Pengelola. Jika fasilitas ini tersedia secara menyeluruh, maka pasar dikategorikan sebagai "Siap".
 - Jika Toilet tersedia (> 0.5), maka model menilai kondisi Listrik:
 - Tanpa Listrik, pasar sebagian besar tetap diklasifikasikan sebagai "Siap", namun akan dilakukan verifikasi tambahan terhadap Air Bersih, Pos Kesehatan, dan Kantor Pengelola.
 - Dengan Listrik, pasar selanjutnya diperiksa untuk keberadaan Kantor Pengelola dan Air Bersih. Jika kedua fasilitas ini ada, hampir seluruh pasar dalam kategori ini diklasifikasikan sebagai "Siap".

Oleh karena itu, pasar diklasifikasikan sebagai "Infrastruktur Siap" apabila memenuhi fasilitas dasar antara lain Drainase, Toilet, Listrik, Air Bersih, Kantor Pengelola dan Pos Kesehatan. Sebaliknya, pasar dikategorikan sebagai "Infrastruktur Tidak Siap" apabila tidak memiliki satu atau lebih dari fasilitas dasar, khususnya jika tidak tersedia Drainase, Toilet, dan Air Bersih, yang terbukti sebagai faktor paling dominan dalam klasifikasi.

b. Popularitas Pasar



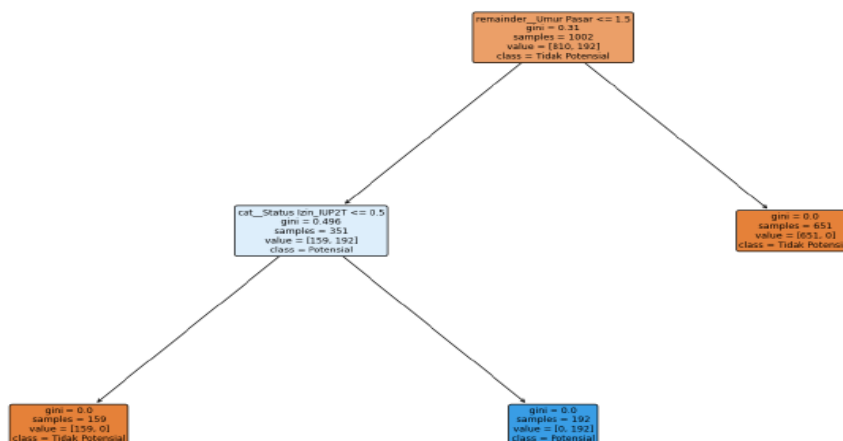
Gambar 7. DT Popularitas Pasar

Dari Gambar 7, aturan klasifikasi Popularitas Pasar dapat dijabarkan sebagai berikut:

1. Pasar dengan Jumlah Pedagang $\leq 4035,5$
 - a) Pasar dalam kategori ini langsung diklasifikasikan sebagai "Tidak Populer". Berdasarkan data pelatihan, sebanyak 426 pasar memenuhi kriteria ini. Hal ini mengindikasikan bahwa jumlah pedagang yang rendah merupakan indikator kuat dari rendahnya tingkat popularitas pasar.
2. Pasar dengan Jumlah Pedagang $> 4035,5$
 - a) Jika pasar tidak memiliki fasilitas Toilet (Toilet ≤ 0.5), maka pasar diklasifikasikan sebagai "Tidak Populer". Sebanyak 13 pasar termasuk dalam kelompok ini.
 - b) Jika pasar memiliki Toilet (Toilet > 0.5), maka model melanjutkan evaluasi terhadap variabel Listrik.
 - 1) Jika pasar tidak memiliki Listrik (Listrik ≤ 0.5), maka pasar dikategorikan sebagai "Tidak Populer". Sebanyak 51 pasar berada dalam kondisi ini.
 - 2) Sebaliknya, jika pasar memiliki Listrik (Listrik > 0.5), maka pasar tersebut diklasifikasikan sebagai "Populer". Berdasarkan data, terdapat 372 pasar yang masuk dalam kategori ini.

Berdasarkan aturan-aturan tersebut, dapat disimpulkan bahwa pasar diklasifikasikan sebagai "Populer" apabila memenuhi ketiga kondisi seperti Jumlah pedagang > 4035 (tinggi), memiliki fasilitas Toilet, dan memiliki fasilitas Listrik. Sebaliknya, pasar cenderung diklasifikasikan sebagai "Tidak Populer" jika Jumlah pedagang ≤ 4035 , atau tidak tersedia Toilet, atau tidak tersedia Listrik. Dengan demikian, model Popularitas Pasar menunjukkan bahwa jumlah pelaku usaha di dalam pasar serta akses terhadap fasilitas dasar seperti Toilet dan Listrik merupakan indikator utama dalam menilai sejauh mana pasar tersebut dianggap populer di masyarakat. Aturan klasifikasi ini mendukung penggunaan pendekatan berbasis data dalam memahami daya tarik suatu pasar tradisional.

c. Potensi Pasar



Gambar 8. DT Potensi Pasar

Aturan klasifikasi yang dihasilkan dari model pada gambar 8 dapat uraikan sebagai berikut:

1. Pasar dengan Umur ≤ 1.5 (pasar berumur muda dimana kurang dari 30 tahun)
 - a) Jika pasar tidak memiliki status izin resmi yaitu Izin Usaha Pengelolaan Pasar Tradisional (IUP2T ≤ 0.5), maka pasar diklasifikasikan sebagai "Tidak Potensial". Terdapat 159 pasar dalam kategori ini, yang menunjukkan bahwa meskipun masih muda, pasar tanpa legalitas formal dianggap tidak memiliki prospek pengembangan.
 - b) Jika pasar memiliki status izin resmi (IUP2T > 0.5), maka pasar diklasifikasikan sebagai "Potensial". Sebanyak 192 pasar termasuk dalam klasifikasi ini, menunjukkan bahwa pasar muda dengan izin resmi memiliki kemungkinan besar untuk berkembang.
2. Pasar dengan Umur > 1.5 (pasar berumur tua dengan lebih dari 30 tahun).

Pasar-pasar ini dapat langsung diklasifikasikan sebagai "Tidak Potensial", dengan jumlah sebanyak 651 pasar. Hal ini menunjukkan bahwa pasar yang sudah lama berdiri, meskipun memiliki izin, dinilai kurang potensial karena mungkin mengalami kejenuhan lokasi, infrastruktur usang, atau kesulitan adaptasi terhadap dinamika pasar modern.

Oleh karena itu, berdasarkan hasil klasifikasi maka secara umum dapat dirumuskan bahwa pasar tradisional dikategorikan sebagai "Potensial" jika memenuhi dua syarat utama yaitu berumur muda (≤ 30 tahun) dan memiliki status izin resmi (IUP2T). Sebaliknya, pasar dikategorikan sebagai "Tidak Potensial" apabila sudah berumur tua (> 30 tahun), atau masih baru tetapi belum memiliki legalitas resmi. Temuan ini menekankan bahwa umur dan status izin merupakan dua indikator kunci dalam menilai potensi pertumbuhan sebuah pasar tradisional. Pasar yang masih muda cenderung lebih adaptif terhadap modernisasi dan revitalisasi, namun hanya jika memiliki dukungan legal formal. Oleh karena itu, kebijakan yang mendorong legalisasi pasar-pasar baru dapat menjadi strategi penting untuk memperluas basis pasar tradisional yang potensial.

3.3 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model klasifikasi berbasis DT yang dioptimasi dengan PSO mampu mengidentifikasi kondisi pasar tradisional di wilayah Jabodetabek berdasarkan tiga aspek utama, yaitu Popularitas, Infrastruktur, dan Potensi Pasar, dengan akurasi rata-rata sebesar 97,48%. Model ini menunjukkan bahwa jumlah pedagang, ketersediaan fasilitas dasar seperti toilet dan listrik, menjadi faktor dominan dalam menentukan popularitas sebuah pasar. Lokasi yang memiliki lebih dari 4035 pedagang, dilengkapi fasilitas toilet dan listrik, cenderung diklasifikasikan sebagai "Populer", sedangkan pasar dengan jumlah pedagang yang lebih sedikit atau tanpa fasilitas tersebut tergolong "Tidak Populer". Temuan ini sejalan dengan program revitalisasi pasar di Jabodetabek, di mana proyek pembangunan ulang seperti revitalisasi pasar-pasar besar di Jakarta bertujuan untuk meningkatkan kapasitas pedagang dan menyediakan fasilitas dasar yang lebih baik [21].

Dari sisi infrastruktur, hasil klasifikasi memperlihatkan bahwa drainase menjadi faktor awal yang paling menentukan kesiapan infrastruktur pasar, diikuti dengan toilet, air bersih, listrik, kantor pengelola, dan pos kesehatan. Pasar yang memenuhi seluruh elemen tersebut dikategorikan sebagai "Siap Infrastruktur", sementara pasar yang kekurangan satu atau lebih fasilitas dasar diklasifikasikan sebagai "Tidak Siap". Temuan ini konsisten dengan aspirasi nasional, di mana Asosiasi Pedagang Pasar meminta percepatan revitalisasi kepada Pemerintah untuk memperbaiki kelengkapan fasilitas dasar di pasar tradisional [22].

Dalam aspek potensi, model klasifikasi mengidentifikasi umur pasar dan status izin resmi (IUP2T) sebagai faktor utama. Pasar yang berumur kurang dari 30 tahun dan memiliki izin resmi dikategorikan sebagai "Potensial", sedangkan pasar yang berumur lebih tua atau belum memiliki legalitas formal diklasifikasikan sebagai "Tidak Potensial". Temuan ini sejalan dengan upaya pemerintah daerah yang mulai menertibkan legalitas operasional pasar baru melalui percepatan penerbitan IUP2T.

Walaupun model klasifikasi berbasis data ini memberikan landasan kuat bagi penyusunan kebijakan revitalisasi dan pengembangan pasar, penerapannya di dunia nyata menghadapi beberapa kendala. Penolakan pedagang terhadap relokasi ke pasar hasil revitalisasi karena kekhawatiran kehilangan pelanggan masih menjadi isu sosial yang umum terjadi. Selain itu, hambatan administratif dalam proses perizinan dan keterbatasan anggaran pemerintah daerah membatasi efektivitas revitalisasi secara merata di semua pasar tradisional. Di sisi teknis, keterbatasan lahan dan infrastruktur lama memperumit proses modernisasi fasilitas di pasar yang sudah lama beroperasi.

Secara keseluruhan, model klasifikasi berbasis DT yang dioptimalkan dengan PSO tidak hanya mampu memetakan kondisi pasar tradisional dengan akurasi tinggi, tetapi juga menghasilkan aturan-aturan konkret yang dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan strategis. Temuan ini menekankan pentingnya integrasi pendekatan berbasis data dalam program revitalisasi pasar tradisional di Jabodetabek, dengan tetap mempertimbangkan realitas sosial, administratif, dan teknis yang ada di lapangan untuk memastikan keberhasilan implementasi kebijakan secara berkelanjutan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi berbasis algoritma Decision Tree (DT) yang dioptimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk mengidentifikasi karakteristik pasar tradisional



berdasarkan aspek Popularitas, Infrastruktur, dan Potensi Pasar di wilayah Jabodetabek. Model yang dibangun mampu mencapai tingkat akurasi tinggi sebesar 97,48%, menegaskan bahwa kombinasi DT dan PSO efektif dalam memetakan kondisi pasar tradisional secara akurat dan terstruktur. Berdasarkan visualisasi pohon keputusan, ditemukan bahwa faktor jumlah pedagang, ketersediaan fasilitas dasar seperti drainase, toilet, listrik, dan air bersih, serta umur pasar dan status izin resmi (IUP2T), merupakan indikator utama dalam menentukan popularitas, kesiapan infrastruktur, dan potensi pengembangan pasar. Pasar yang memiliki jumlah pedagang tinggi dan fasilitas lengkap secara konsisten diklasifikasikan sebagai pasar populer dan infrastruktur siap, sedangkan pasar muda dengan izin resmi memiliki prospek pengembangan lebih baik dibandingkan pasar tua atau yang belum memiliki legalitas formal. Meskipun kinerja model menunjukkan hasil yang baik, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Penggunaan data sekunder dapat membatasi representasi kondisi pasar yang dinamis secara real-time, dan model klasifikasi yang dikembangkan belum mengakomodasi faktor-faktor eksternal seperti kebijakan pemerintah, situasi ekonomi makro, atau perubahan perilaku konsumen dalam jangka panjang. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan penggunaan data primer berbasis observasi lapangan guna meningkatkan validitas hasil. Selain itu, integrasi pendekatan spasial berbasis Sistem Informasi Geografis (GIS) serta pengembangan metode hybrid machine learning seperti kombinasi PSO dengan XGBoost dapat memperkaya analisis klasifikasi dan memperluas cakupan model agar mampu mempertimbangkan faktor-faktor eksternal yang memengaruhi dinamika pasar tradisional.

REFERENCES

- [1] CNBC Indonesia, “Resmi! Tarif baru perang dagang Trump ke RI CS berlaku, ini dampaknya.,” CNBC Indonesia, Jakarta, Apr. 09, 2025.
- [2] T. Santia, “PHK besar-besaran, ekonom: Ekonomi Indonesia tidak baik-baik saja.,” *Liputan 6*, Jakarta, Mar. 03, 2025.
- [3] I. D. Mienye and N. Jere, “A Survey of Decision Trees: Concepts, Algorithms, and Applications,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 86716–86727, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3416838.
- [4] V. G. Costa and C. E. Pedreira, “Recent advances in decision trees: an updated survey,” *Artif Intell Rev*, vol. 56, no. 5, pp. 4765–4800, 2023, doi: 10.1007/s10462-022-10275-5.
- [5] H. Blockeel, L. Devos, B. Frénay, G. Nanfack, and S. Nijssen, “Decision trees: from efficient prediction to responsible AI,” 2023, *Frontiers Media SA*. doi: 10.3389/frai.2023.1124553.
- [6] J. G. M. van der Linden, D. Vos, M. M. de Weerd, S. Verwer, and E. Demirovic, “Optimal or Greedy Decision Trees? Revisiting their Objectives, Tuning, and Performance,” *CoRR*, vol. abs/2409.12788, 2024, doi: 10.48550/ARXIV.2409.12788.
- [7] T. S. Lestari, I. Ismaniah, and W. Priatna, “Particle Swarm Optimization for Optimizing Public Service Satisfaction Level Classification,” *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 13, no. 1, Mar. 2024, doi: 10.23887/janapati.v13i1.69612.
- [8] C. Agustina, N. Purwati, G. Sulistyono, N. Hasan, and P. Rapiyanta, “Decision Tree Algorithm Using Particle Swarm Optimization To Improve The Accuracy Of Detection Malnutrition In Toddler,” in *ICSTI 2018*, Yogyakarta: European Alliance for Innovation n.o., Apr. 2019. doi: 10.4108/eai.19-10-2018.2281287.
- [9] J. Hu, X. Ou, P. Liang, and B. Li, “Applying particle swarm optimization-based decision tree classifier for wart treatment selection,” *Complex and Intelligent Systems*, vol. 8, no. 1, pp. 163–177, Feb. 2022, doi: 10.1007/s40747-021-00348-3.
- [10] I. Ariyati, S. Rosyida, K. Ramanda, V. Riyanto, S. Faizah, and Ridwansyah, “Optimization of the Decision Tree Algorithm Used Particle Swarm Optimization in the Selection of Digital Payments,” in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Nov. 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1641/1/012090.
- [11] R. Primartha, B. Adhi Tama, A. Arliansyah, and K. Januar Miraswan, “Decision tree combined with pso-based feature selection for sentiment analysis,” in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics Publishing, Apr. 2019. doi: 10.1088/1742-6596/1196/1/012018.
- [12] Badan Pusat Statistik, *Profil Pasar Tradisional, Pusat Perbelanjaan, dan Toko Modern Tahun 2018*. Jakarta: BPS, 2018.
- [13] Badan Pusat Statistik, *Profil Pasar Tradisional, Pusat Perbelanjaan, dan Toko Modern Tahun 2019*. Jakarta: BPS, 2019.
- [14] Kementerian Perdagangan Republik Indonesia, “Pasar Berdasarkan Provinsi,” *Satu Data Perdagangan*. Accessed: Apr. 17, 2025. [Online]. Available: <https://satudata.kemendag.go.id/data-informasi/perdagangan-dalam-negeri/pasar>
- [15] Y. Lu, M. Shen, H. Wang, X. Wang, C. van Rechem, and W. Wei, “Machine Learning for Synthetic Data Generation: A Review,” *Journal Of Latex Class Files*, vol. 14, no. 8, pp. 1–18, Aug. 2021.
- [16] G. Madjarov, D. Kocev, D. Gjorgjevikj, and S. Dzeroski, “An extensive experimental comparison of methods for multi-label learning,” *Pattern Recognit*, vol. 45, no. 9, pp. 3084–3104, 2012, doi: 10.1016/j.patcog.2012.03.004.
- [17] L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, and C. Stone, *Classification and Regression Trees*. Belmont, CA: Wadsworth, 1984.
- [18] S. Tijjani, M. N. Wahab, and M. H. A. W. Noor, “An enhanced particle swarm optimization with position update for optimal feature selection,” *Expert Syst Appl*, vol. 247, p. 123337, 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2024.123337.
- [19] H. Xie, L. Zhang, C. P. Lim, Y. Yu, and H. Liu, “Feature selection using enhanced particle swarm optimisation for classification models,” *Sensors*, vol. 21, no. 5, p. 1816, 2021, doi: 10.3390/s21051816.
- [20] F. Pedregosa et al., “Scikit-learn: Machine learning in Python,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [21] F. Fadlurrohman, “36 Pasar Tradisional di Jakarta Akan Direvitalisasi,” *Kompas.id*, Jakarta, May 29, 2024.
- [22] A. Kusumawardhani, “Temui Jokowi, Asosiasi Pedagang Pasar Minta Revitalisasi Pasar Dipercepat,” *Bisnis.com*, Jakarta, Jan. 23, 2020.