

IMPLEMENTASI *RAPIDMINER* DENGAN METODE *DECISION TREE* UNTUK ANALISA PENJUALAN SMARTPHONE BERDASARKAN BRAND

Fahmi Maulana Ibrahim^{[1]*}, Sulthan Suud^[2], Muhammad Hipjul Iman^[3]

Program Studi Teknik Informatika^{[1], [2], [3]}

Universitas Bina Sarana Informatika

Tangerang, Indonesia

ibrahimfahmimaulana@gmail.com^[1], sulthansuud12@gmail.com^[2], hipjuliman@gmail.com^[3]

Abstract—The rapid development of information technology has increased the utilization of sales data as a basis for business decision-making, including in the smartphone industry, which is characterized by intense brand competition. The availability of large-scale sales data requires analytical methods that are capable of processing data systematically in order to generate valuable information. Sales pattern analysis is needed to understand the factors that influence smartphone sales performance based on product characteristics and consumer behavior. This study aims to analyze smartphone sales patterns based on product attributes and to evaluate the performance of classification methods in grouping sales data effectively. The method used in this research is *Data Mining* with the *Decision Tree* algorithm implemented using *RapidMiner* software. The dataset employed is secondary smartphone sales data that undergo several stages, including data *preprocessing*, attribute selection, model training, and evaluation using accuracy, precision, recall, and *confusion matrix* metrics. The results indicate that user rating and storage capacity attributes have a dominant influence in the classification process. The *Decision Tree* model is able to classify data into several classes with an accuracy of 91.45% and a micro-average value of 91.46%, showing the best performance in the dominant class. This study concludes that the *Decision Tree* algorithm demonstrates good classification performance, is easy to interpret, and can be utilized as a data-driven analytical tool to support decision-making and marketing strategy development in the smartphone industry.

Keywords— *Data Mining; Decision Tree; Data Classification; Smartphone Sales; RapidMiner*

Abstrak—Perkembangan teknologi informasi mendorong meningkatnya pemanfaatan data penjualan sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis, termasuk pada industri smartphone yang memiliki tingkat persaingan antar brand yang semakin ketat. Ketersediaan data penjualan dalam jumlah besar menuntut adanya metode analisis yang mampu mengolah data secara sistematis untuk menghasilkan informasi yang bernilai. Analisis pola penjualan diperlukan untuk memahami faktor-faktor yang memengaruhi tingkat penjualan smartphone berdasarkan karakteristik produk dan perilaku konsumen. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola penjualan smartphone berdasarkan atribut produk serta mengevaluasi kinerja metode klasifikasi dalam mengelompokkan data penjualan secara efektif. Metode yang digunakan adalah *Data Mining* dengan algoritma *Decision Tree* yang diimplementasikan menggunakan perangkat lunak *RapidMiner*. Dataset yang digunakan merupakan data sekunder penjualan smartphone yang melalui tahapan *preprocessing*, seleksi atribut, pelatihan model, serta evaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan *confusion matrix*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa atribut rating pengguna dan kapasitas penyimpanan (*storage*) memiliki pengaruh dominan dalam proses klasifikasi. Model *Decision Tree* mampu mengklasifikasikan data ke dalam beberapa kelas dengan tingkat akurasi sebesar 91,45% dan nilai *micro average* sebesar 91,46%, serta menunjukkan performa terbaik pada kelas dominan. Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma *Decision Tree* memiliki performa klasifikasi yang baik, mudah diinterpretasikan, dan dapat digunakan sebagai alat bantu analisis berbasis data untuk mendukung pengambilan keputusan serta penyusunan strategi pemasaran pada industri smartphone.

Kata Kunci— *Data Mining; Decision Tree; Klasifikasi Data; Penjualan Smartphone; RapidMiner*



I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang pesat telah mendorong terjadinya digitalisasi di berbagai sektor, termasuk dalam bidang perdagangan dan pemasaran produk. Digitalisasi menghasilkan volume data transaksi penjualan yang besar dan beragam, yang apabila dianalisis secara tepat dapat memberikan wawasan strategis bagi pengambilan keputusan bisnis berbasis data. Pemanfaatan retail analytics dan pengolahan data penjualan secara sistematis terbukti mampu membantu perusahaan dalam memahami perilaku konsumen serta meningkatkan efektivitas strategi pemasaran (Aversa et al., 2024; Han et al., 2023).

Industri smartphone merupakan salah satu sektor dengan tingkat persaingan brand yang sangat ketat akibat banyaknya variasi produk dan cepatnya perkembangan teknologi. Konsumen dihadapkan pada berbagai pilihan smartphone dengan spesifikasi dan harga yang beragam, sehingga pelaku bisnis perlu memahami pola penjualan berdasarkan karakteristik produk untuk mempertahankan daya saing. Analisis pola penjualan smartphone berbasis data menjadi penting agar perusahaan dapat mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi keputusan pembelian dan menyusun strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran (Palupi, 2021; Wijaya et al., 2022).

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk menganalisis data penjualan dalam jumlah besar adalah data mining. Teknik *Data Mining* memungkinkan proses penggalian pola dan hubungan tersembunyi dari kumpulan data yang kompleks. Dalam konteks klasifikasi data, algoritma *Decision Tree* sering digunakan karena mampu menghasilkan model yang mudah dipahami dan diinterpretasikan oleh pengambil keputusan. Selain itu, penggunaan perangkat lunak *RapidMiner* memudahkan implementasi proses *Data Mining* melalui antarmuka visual yang mendukung tahapan *preprocessing*, pemodelan, serta evaluasi kinerja model secara terintegrasi (Fitriana & Permana, 2023; Raji et al., 2024).

Beberapa penelitian terdahulu telah menunjukkan keberhasilan penerapan teknik *Data Mining* dalam menganalisis dan mengklasifikasikan data penjualan pada berbagai sektor. Namun, penelitian yang secara spesifik membahas analisis pola penjualan smartphone berdasarkan atribut produk dengan pendekatan *Decision Tree* masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis pola penjualan smartphone menggunakan algoritma *Decision Tree* yang diimplementasikan melalui *RapidMiner*, dengan harapan dapat memberikan kontribusi bagi pengembangan kajian *Data Mining* serta menjadi referensi praktis bagi pelaku bisnis dalam menyusun strategi pemasaran berbasis data (Delfiano & Lasut, 2023; Pratama et al., 2024).

II. STUDI LITERATUR

Penelitian Terdahulu

Analisis penjualan berbasis data merupakan pendekatan yang memanfaatkan data transaksi historis untuk memperoleh informasi yang dapat mendukung pengambilan keputusan bisnis. Pendekatan ini banyak diterapkan pada sektor ritel di Indonesia untuk mengidentifikasi pola penjualan produk dan perilaku konsumen. Penelitian yang dilakukan oleh Nugroho dan Sari (2021) menunjukkan bahwa analisis data penjualan mampu meningkatkan akurasi dalam perencanaan strategi pemasaran dan pengelolaan stok produk (Nugroho & Sari, 2021).

Pemanfaatan data transaksi secara optimal memungkinkan pelaku usaha untuk memahami kecenderungan pasar serta menentukan produk yang memiliki tingkat penjualan tinggi. Oleh karena itu, analisis penjualan berbasis data menjadi kebutuhan penting bagi perusahaan dalam menghadapi persaingan bisnis yang semakin kompetitif (Prasetyo et al., 2022).

Penerapan *Data Mining* dalam Analisis Penjualan

Data Mining merupakan teknik pengolahan data yang bertujuan untuk menemukan pola dan informasi tersembunyi dari kumpulan data berukuran besar. Dalam konteks analisis penjualan, *Data Mining* digunakan untuk mengelompokkan produk, memprediksi tren penjualan, serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi keputusan pembelian konsumen. Penelitian oleh Hidayat dan Ramadhan (2023) membuktikan bahwa penerapan *Data Mining* mampu memberikan hasil analisis yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional (Hidayat &

Ramadhan, 2023).

Beberapa teknik *Data Mining* yang sering digunakan dalam analisis penjualan antara lain klasifikasi, clustering, dan asosiasi. Teknik klasifikasi menjadi metode yang paling umum digunakan karena mampu mengelompokkan data ke dalam kategori tertentu berdasarkan atribut yang dimiliki (Putri & Wibowo, 2021).

Algoritma Decision Tree

Decision Tree merupakan algoritma klasifikasi yang membangun model prediktif dalam bentuk struktur pohon keputusan. Algoritma ini banyak digunakan dalam penelitian *Data Mining* karena mudah dipahami dan diinterpretasikan. Setiap node pada *Decision Tree* merepresentasikan atribut, sedangkan cabang menunjukkan aturan keputusan yang dihasilkan dari data (Saputra & Herdiansyah, 2022).

Dalam analisis penjualan, *Decision Tree* digunakan untuk menentukan atribut yang paling berpengaruh terhadap hasil klasifikasi, seperti harga, rating pengguna, dan spesifikasi produk. Penelitian yang dilakukan oleh Maulana dan Fauzi (2024) menunjukkan bahwa algoritma *Decision Tree* mampu memberikan performa klasifikasi yang baik pada data penjualan produk ritel.

Penggunaan RapidMiner dalam Penelitian Data Mining

RapidMiner merupakan perangkat lunak analisis data yang banyak digunakan dalam penelitian *Data Mining* di Indonesia. *RapidMiner* menyediakan berbagai operator untuk proses *preprocessing*, pemodelan, serta evaluasi kinerja model. Kemudahan penggunaan dan antarmuka berbasis visual menjadikan *RapidMiner* sebagai alat yang efektif bagi peneliti dan praktisi dalam menganalisis data penjualan (Rahmawati & Setiawan, 2022).

Penggunaan *RapidMiner* dalam analisis penjualan memungkinkan peneliti untuk membandingkan beberapa algoritma klasifikasi secara efisien. Hal ini membantu dalam menentukan metode yang paling sesuai untuk menghasilkan model klasifikasi dengan tingkat akurasi yang optimal (Yuliana et al., 2023).

Penelitian Terdahulu yang Relevan

Penelitian terdahulu terkait analisis penjualan menggunakan teknik *Data Mining* telah banyak dilakukan di Indonesia. Putri dan Wibowo (2021) menerapkan metode klasifikasi untuk menganalisis data penjualan dan menemukan bahwa atribut produk memiliki pengaruh signifikan terhadap hasil klasifikasi. Penelitian lain oleh Hidayat dan Ramadhan (2023) menunjukkan bahwa penerapan *Data Mining* mampu meningkatkan ketepatan analisis penjualan pada sektor ritel.

Penelitian yang dilakukan oleh Maulana dan Fauzi (2024) membandingkan beberapa algoritma klasifikasi dan menyimpulkan bahwa metode *Decision Tree* memiliki keunggulan dalam hal interpretabilitas model. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus membahas analisis penjualan smartphone berdasarkan atribut produk menggunakan algoritma *Decision Tree* dan *RapidMiner* masih terbatas, sehingga penelitian ini dilakukan untuk mengisi celah tersebut. (Maulana & Fauzi, 2024).

III. METODE

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode *Data Mining* dengan pendekatan algoritma *Decision Tree*. Metode ini dipilih karena mampu mengelompokkan dan mengklasifikasikan data berdasarkan atribut-atribut penjualan smartphone secara sistematis, seperti merek, harga, dan tingkat penjualan. Selain itu, algoritma *Decision Tree* juga memberikan interpretasi visual berupa pohon keputusan yang mudah dipahami, sehingga dapat membantu dalam menganalisis pola penjualan dan mendukung proses pengambilan keputusan.

Tahapan Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data berupa dataset penjualan smartphone yang memuat atribut seperti merek, model, warna, memori, penyimpanan, kamera, rating, harga jual, harga asli, dan diskon. Selanjutnya dilakukan pra-pemrosesan data yang mencakup pembersihan nilai kosong pada kolom Memory, Storage, dan Rating, proses encoding untuk mengubah data kategorikal menjadi numerik, normalisasi data numerik, serta seleksi atribut penting yang relevan untuk klasifikasi. Atribut yang digunakan terdiri dari prediktor numerik

(seperti *Memory*, *Storage*, *Rating*, *Selling Price*, *Original Price*, dan *Discount*), atribut kategorikal (*Brands*, *Colors*, dan *Camera*), serta target klasifikasi yaitu *Brands*.

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma *Decision Tree* dalam perangkat lunak *RapidMiner* dengan membagi data menjadi set pelatihan dan pengujian, kemudian dilakukan pelatihan dan evaluasi model. Evaluasi dilakukan berdasarkan metrik akurasi, precision, recall, dan *confusion matrix*. Eksperimen dilakukan menggunakan pendekatan *hold-out validation* (80% data latih, 20% data uji) untuk memprediksi brand smartphone, dengan algoritma *Decision Tree* seperti CART atau ID3. Perangkat yang digunakan meliputi *RapidMiner Studio*, file dataset *Sales.csv*, serta dukungan perangkat keras berupa laptop/PC dan spreadsheet sebagai alat bantu tambahan.

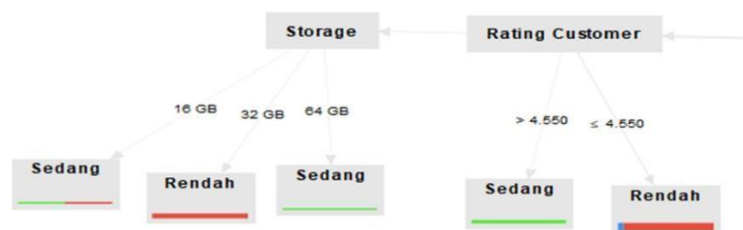
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Klasifikasi dengan *Decision Tree*

Hasil klasifikasi menggunakan algoritma *Decision Tree* di *RapidMiner* menghasilkan struktur pohon keputusan yang menjadikan atribut *Storage* sebagai pemisah awal, kemudian diikuti oleh *Rating Customer*. Berdasarkan visualisasi pohon, diketahui bahwa setiap cabang menghasilkan prediksi kelas tertentu yang ditandai dengan warna: hijau untuk kelas *Sedang*, merah untuk kelas *Rendah*, dan biru untuk kelas *Tinggi*.

Beberapa pola yang dapat diidentifikasi dari pohon keputusan tersebut antara lain: smartphone dengan *Storage* 16 GB dan 64 GB diklasifikasikan ke dalam kelas *Sedang* (warna hijau), sementara *Storage* 32 GB masuk ke dalam kelas *Rendah* (warna merah). Ketika atribut *Storage* tidak memberikan keputusan yang pasti, algoritma mempertimbangkan nilai *Rating Customer*. Jika *Rating Customer* lebih dari 4.550, maka diklasifikasikan ke kelas *Sedang* (warna hijau); sebaliknya, jika sama dengan atau kurang dari 4.550, maka masuk ke kelas *Rendah* (warna merah).

Menariknya, dari keseluruhan cabang, tidak ditemukan node dengan warna biru, yang berarti kelas *Tinggi* tidak muncul sebagai hasil dominan dalam struktur pohon ini. Hal ini menunjukkan bahwa berdasarkan data yang digunakan, smartphone dengan rating tinggi memiliki representasi data yang lebih sedikit atau tidak cukup kuat untuk membentuk pola klasifikasi tersendiri. Pola klasifikasi ini mengindikasikan bahwa kombinasi antara kapasitas penyimpanan dan rating pelanggan sangat berpengaruh dalam menentukan kategori penjualan, dengan dominasi pada kelas *Sedang*.



Gambar 1 : Hasil Klasifikasi *Decision Tree*

Sumber gambar : Dokumen pribadi

Evaluasi Model

Klasifikasi data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan algoritma *Decision Tree* pada *RapidMiner* dengan target variabel berupa Rating smartphone yang dikategorikan ke dalam tiga kelas, yaitu Tinggi, Sedang, dan Rendah. Berdasarkan hasil eksperimen, model menunjukkan performa yang cukup baik, dengan tingkat akurasi mencapai $91,45\% \pm 4,76\%$ dan nilai *micro average* sebesar $91,46\%$.

accuracy: 91.45% +/- 4.76% (micro average: 91.46%)

	true Tinggi	true Sedang	true Rendah	class precision
pred. Tinggi	41	4	1	89.13%
pred. Sedang	4	112	4	93.33%
pred. Rendah	1	3	29	87.88%
class recall	89.13%	94.12%	85.29%	

Gambar 2 : Hasil Performance *Decision Tree*
 Sumber gambar : Dokumen pribadi

Analisis dari *confusion matrix* menunjukkan bahwa precision tertinggi berada pada kelas *Sedang* sebesar $93,33\%$, disusul oleh kelas *Tinggi* dengan $89,13\%$, dan *Rendah* sebesar $87,88\%$. Nilai *recall* tertinggi juga dimiliki oleh kelas *Sedang* sebesar $94,12\%$, yang mengindikasikan kemampuan model dalam mengenali data dengan kategori tersebut secara konsisten dan akurat. Sebaliknya, *recall* terendah terdapat pada kelas *Rendah* sebesar $85,29\%$, yang berarti masih ada sebagian data dengan rating rendah yang salah diklasifikasikan sebagai kelas lain.

Secara keseluruhan, performa model dapat dikatakan sangat baik. Akurasi yang tinggi mengindikasikan bahwa atribut-atribut seperti *Storage* dan *Rating Customer* memberikan kontribusi yang kuat dalam membedakan kelas-kelas rating. Hal ini membuktikan bahwa *Decision Tree* merupakan metode klasifikasi yang efektif dan interpretatif, terutama dalam konteks analisis penjualan smartphone berbasis atribut numerik dan kategorikal.

Metode Perbandingan

Sebagai langkah lanjutan dalam mengevaluasi performa algoritma, penelitian ini juga melakukan pengujian menggunakan metode *Random Forest* sebagai pembandingan terhadap algoritma utama, yaitu *Decision Tree*. Kedua metode diterapkan pada dataset dan tahapan *preprocessing* yang sama menggunakan platform *RapidMiner*, sehingga memungkinkan evaluasi yang setara dan objektif.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *Random Forest* memiliki akurasi sebesar $93,47\% \pm 3,36\%$, yang berarti model ini dapat mengklasifikasikan data dengan tingkat ketepatan yang tinggi dan konsistensi yang baik. Nilai *micro average* juga mencapai $93,47\%$, mencerminkan performa menyeluruh yang kuat tanpa bias terhadap distribusi kelas tertentu. Pada metrik *recall*, kelas *Sedang* menunjukkan nilai tertinggi yaitu $96,64\%$, menandakan bahwa model sangat baik dalam mengenali kelas dominan. Selain itu, *precision* pada semua kelas berada di atas 91% , yang berarti prediksi dari model sangat jarang salah sasaran.

Dengan performa yang stabil dan tingkat kesalahan yang rendah, *Random Forest* terbukti unggul dalam hal akurasi dan generalisasi, serta sangat cocok untuk klasifikasi data dengan banyak atribut dan kemungkinan noise.

accuracy: 93.47% +/- 3.36% (micro average: 93.47%)

	true Tinggi	true Sedang	true Rendah	class precision
pred. Tinggi	41	3	1	91.11%
pred. Sedang	4	115	3	94.26%
pred. Rendah	1	1	30	93.75%
class recall	89.13%	96.64%	88.24%	

Gambar 3. Hasil Performance *Random Forest*
 Sumber gambar : Dokumen pribadi

Hasil evaluasi model gabungan antara algoritma *Decision Tree* dan *Random Forest* di *RapidMiner* menunjukkan peningkatan performa klasifikasi. Akurasi model mencapai 94,89% dengan *micro average* sebesar 94,97%, lebih tinggi dibandingkan masing-masing model tunggal. Berdasarkan *confusion matrix*, kelas Sedang memiliki performa terbaik dengan recall sebesar 98,32%, diikuti oleh Rendah (91,18%) dan Tinggi (89,13%). Untuk precision, kelas Tinggi mencatat nilai tertinggi yaitu 95,35%, disusul oleh Sedang (95,12%) dan Rendah (93,94%).

Performa tinggi pada kelas Sedang kemungkinan disebabkan oleh dominasi jumlah data pada kelas tersebut, sehingga model lebih mudah mempelajari polanya. Atribut seperti rating pengguna dan storage juga merepresentasikan kelas ini dengan konsisten. Selain itu, kelas Rendah yang sebelumnya memiliki hasil kurang optimal pada *Decision Tree* tunggal, mengalami peningkatan setelah digabungkan dengan *Random Forest*. Hal ini menunjukkan kekuatan pendekatan ensemble dalam mengenali data minoritas.

Meskipun kelas Tinggi memiliki precision tertinggi, nilai recall-nya masih lebih rendah, mengindikasikan adanya kesalahan klasifikasi, kemungkinan ke kelas Sedang. Secara keseluruhan, kombinasi *Decision Tree* dan *Random Forest* terbukti mampu meningkatkan akurasi dan kestabilan model, khususnya dalam klasifikasi multi-kelas.

accuracy: 94.89% +/- 6.08% (micro average: 94.97%)

	true Tinggi	true Sedang	true Rendah	class precision
pred. Tinggi	41	1	1	95.35%
pred. Sedang	4	117	2	95.12%
pred. Rendah	1	1	31	93.94%
class recall	89.13%	98.32%	91.18%	

Gambar 5. Hasil Performance
 Perbandingan Sumber gambar
 Dokumen pribadi

Implikasi

Hasil penelitian ini memiliki implikasi praktis terhadap pemanfaatan algoritma klasifikasi dalam dunia bisnis, khususnya dalam pengambilan keputusan berbasis data. Algoritma *Random Forest*, dengan presisi tinggi di semua kelas, sangat tepat digunakan dalam konteks bisnis yang menuntut ketepatan tinggi, seperti dalam penyusunan strategi pemasaran berdasarkan segmentasi pelanggan. Kemampuannya dalam menangani noise dan mengurangi risiko overfitting menjadikannya pilihan yang andal untuk aplikasi klasifikasi berskala besar dan kompleks.

Sementara itu, algoritma *Decision Tree* menawarkan keunggulan dalam hal interpretasi visual yang sederhana dan mudah dipahami. Hal ini membuatnya sangat cocok sebagai alat bantu analisis awal, terutama bagi pengambil keputusan non-teknis. Model ini dapat memberikan gambaran yang jelas tentang hubungan antar atribut dan hasil prediksi. Namun demikian, *Decision Tree* memiliki kelemahan berupa kecenderungan bias terhadap kelas mayoritas apabila data tidak seimbang, sehingga penggunaannya kurang ideal bila akurasi klasifikasi menjadi faktor yang sangat krusial.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode *Data Mining* dengan algoritma *Decision Tree* dan *Random Forest* menggunakan perangkat lunak *RapidMiner* mampu mengklasifikasikan data penjualan smartphone secara efektif dan akurat. Proses pengolahan data yang meliputi tahap pra-pemrosesan, pemodelan, serta evaluasi kinerja model berhasil menghasilkan pola klasifikasi yang jelas berdasarkan atribut-atribut penjualan smartphone.

Hasil klasifikasi menggunakan algoritma *Decision Tree* menunjukkan bahwa atribut Storage dan Rating Customer merupakan faktor yang paling berpengaruh dalam menentukan kategori penjualan smartphone. Struktur pohon keputusan yang dihasilkan memberikan interpretasi visual yang mudah dipahami, sehingga sangat membantu dalam mengidentifikasi pola penjualan, khususnya pada kelas Sedang yang mendominasi hasil klasifikasi. Model *Decision Tree* juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan tingkat akurasi sebesar 91,45%, serta nilai precision dan recall yang tinggi pada sebagian besar kelas.

Selanjutnya, hasil perbandingan dengan algoritma *Random Forest* menunjukkan bahwa metode ini memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan *Decision Tree* tunggal, dengan tingkat akurasi mencapai 93,47% serta stabilitas model yang lebih baik. Pengujian model gabungan antara *Decision Tree* dan *Random Forest* menghasilkan peningkatan kinerja klasifikasi secara signifikan, dengan akurasi mencapai 94,89% dan *micro average* sebesar 94,97%. Hal ini membuktikan bahwa pendekatan ensemble mampu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola data, terutama pada kelas minoritas.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa algoritma *Decision Tree* dan *Random Forest* efektif digunakan dalam analisis pola penjualan smartphone berbasis atribut produk. *Decision Tree* unggul dalam aspek interpretabilitas, sedangkan *Random Forest* lebih unggul dalam akurasi dan generalisasi model. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pelaku bisnis dalam menyusun strategi pemasaran berbasis data, serta memberikan kontribusi akademis dalam pengembangan kajian *Data Mining* pada analisis penjualan smartphone.

VI. REFERENSI

Aversa, J., Azmy, A., & Hernandez, T. (2024). Untapping the potential of mobile location data: The opportunities and challenges for retail analytics. *Journal of Retailing and Consumer Services*

Delfiano, T., & Lasut, D. (2023). Application of *Data Mining* to Predict Product Sales Using the K-Means Method. *Binary Digital-Technology*, 6(2).



Fitriana, A., & Permana, F. (2023). Implementation of *Decision Tree* algorithm using *RapidMiner* for classification analysis. *Journal of Information Systems Engineering*, 8(1), 45–54.

Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2023). *Data Mining: Concepts and Techniques*.

Hidayat, R., & Ramadhan, A. (2023). Penerapan *Data Mining* dalam analisis penjualan ritel berbasis klasifikasi. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Sistem Informasi*.

Maulana, F., & Fauzi, R. (2024). Analisis klasifikasi data penjualan ritel menggunakan algoritma *Decision Tree*. *Jurnal Komputer Dan Informatika*.

Mustafa Ayobami Raji, Hameedat Bukola Olodo, Timothy Tolulope Oke, Wilhelmina Afua Addy, Onyeka Chrisanctus Ofodile, & Adedoyin Tolulope Oyewole. (2024). Real-time data analytics in retail: A review of USA and global practices. *GSC Advanced Research and Reviews*, 18(3), 059–065.

Nugroho, A., & Sari, D. P. (2021). Analisis data penjualan berbasis *Data Mining* untuk mendukung strategi pemasaran. *Jurnal Sistem Informasi*.

Prasetyo, E., Wijaya, R., & Kurniawan, A. (2022). Pemanfaatan data transaksi penjualan untuk pengambilan keputusan bisnis. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*.

Pratama, Y., Hidayata, R., & Putri, N. A. (2024). Comparative analysis of classification algorithms for retail sales data. *Journal of Big Data Analytics*.

Putri, N. A., & Wibowo, S. (2021). Penerapan metode klasifikasi dalam analisis penjualan produk ritel. *Jurnal Informatika*.

Rahmawati, S., & Setiawan, B. (2022). Pemanfaatan *RapidMiner* dalam analisis data bisnis.

Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi).

Saputra, M. J., & Herdiansyah, M. I. (2022). Implementasi algoritma *Decision Tree* untuk klasifikasi data penjualan. *Jurnal Mantik*.

Sri Palupi, E. (2021). Prediction Of Android Handphone Sales During Pandemic Using Naïve Bayes And K-Nn Methods Based On Particle Swarm Optimization. *Jurnal Riset Informatika*, 4(1).

Wijaya, R., Sari, D. P., & Nugroho, A. (2022). Analysis of smartphone sales patterns using classification methods. *Journal of Information Systems*.

Yuliana, D., Prabowo, H., & Santoso, B. (2023). Analisis perbandingan algoritma klasifikasi menggunakan *RapidMiner*. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*.

Authors Submission Checklist

Semua manuskrip harus memenuhi kriteria berikut untuk diproses ke tahap peer-review. Kegagalan memenuhi kriteria berikut dapat meningkatkan waktu pemrosesan naskah atau bahkan penolakan.

Tulis OK jika penulis sudah memastikan bahwa naskah memenuhi kriteria. Jika penulis tidak dapat memenuhi kriteria ini, berikan alasan, dan tulis dalam daftar periksa dengan teks yang disorot.

1	Template dan Layout	Authors Claim & Comment	Editors Comment
1.1	Apakah naskah sudah disesuaikan dengan template terbaru?	√	
1.2	Pendahuluan, Studi Literatur, Metode, Hasil dan Pembahasan, dan Kesimpulan sudah dituliskan terpisah.		
1.3	Tidak menggunakan Bullet / Numbering pada naskah.		
1.4	Panjang naskah antara 6 - 12 halaman.		

2	Judul dan Informasi Penulis		
2.1	Judul ditulis secara singkat, mendeskripsikan isi dan kontribusi naskah. Judul juga tidak menggunakan singkatan atau akronim kecuali yang standar. Judul terdiri dari maksimal 14 kata.		
2.2	Semua penulis telah ditulis dalam naskah dan juga dalam sistem OJS. Salah satu penulis yang berhubungan melalui sistem OJS ditentukan sebagai penulis korespondensi.		
2.3	Semua penulis harus menyertakan email dalam naskah dan sistem OJS.		
2.4	Informasi afiliasi ditulis dalam 1 baris pada teks, paling sedikit menunjukkan nama lembaga dan negara.		
2.5	Judul naskah ditulis menggunakan 'Capitalize Each Word', kecuali kata penghubung menggunakan huruf kecil.		
2.6	Tempat dan waktu penelitian tidak perlu dicantumkan dalam judul kecuali penelitian dikhususkan untuk waktu dan tempat tertentu.		
3	ABSTRAK dan KATA KUNCI		
3.1	Abstrak terdiri dari 200 hingga maksimal 250 kata.		
3.2	Abstrak disusun secara terstruktur. Terdiri dari Latar Belakang, Tujuan, Metode, Hasil, dan Kesimpulan		
3.3	Jumlah kata kunci minimal 5 kata, dipisahkan dengan tanda titik koma dan bukan merupakan potongan dari judul.		
3.4	Semua kata kunci harus ditulis dalam abstrak.		
3.5	Kata kunci disusun menurut abjad.		
3.6	Kombinasi semua kata kunci mewakili konten, kontribusi, atau tujuan teks.		
3.7	Kata kunci dapat berupa kategori subjek penelitian. Hindari menggunakan kata sifat sebagai kata kunci dalam teks.		
4	PENDAHULUAN		
4.1	Telah menjelaskan konteks / objek penelitian dan fokus mengikuti cakupan judul.		
4.2	Telah menjelaskan mengapa penelitian ini penting.		
4.3	Ini termasuk kesenjangan penelitian yang ada, menjelaskan perbedaan unik antara penelitian ini dibandingkan dengan penelitian serupa sebelumnya.		
4.4	Memiliki tujuan / kontribusi penelitian tertulis secara eksplisit.		
4.5	Panjang bagian ini antara 300 - 700 kata.		
5	STUDI LITERATUR		
5.1	Untuk mendukung penelitian yang sedang dilakukan, peneliti harus menelaah, mengupas dan memberikan beberapa penelitian terdahulu. Dalam hal ini minimal 3 penelitian terdahulu yang mutakhir dengan maksimal 5 tahun ke belakang.		
6	METODE		
6.1	Telah mengutip sumber yang membantu penulis dalam pemilihan metode.		
6.2	Telah menjelaskan bagaimana data diperoleh.		
6.3	Prosedurnya ditulis secara kronologis dan jelas.		
6.4	Penulis telah menulis bagaimana hasil akan diukur, diuji, dan dievaluasi.		
7	HASIL DAN PEMBAHASAN		

7.1	Hasil penelitian ditulis dalam urutan logis, sesuai alur penelitian.		
7.2	Hasil penelitian disajikan dalam bentuk naratif / tekstual, tabel, atau gambar dalam bentuk grafik atau diagram. Hindari menampilkan data mentah.		
7.3	Pembahasan Penjelasan tentang hasil dan analisis mendalam telah ditulis.		
7.4	Perbandingan hasil dengan penelitian lain telah ditulis.		
7.5	Batasan studi atau ancaman terhadap validitas telah ditulis.		
8	KESIMPULAN		
8.1	Kontribusi naskah dan jawaban atas pertanyaan penelitian telah dituangkan secara eksplisit.		
8.2	Kesimpulan sudah dituliskan dalam 1 paragraf utuh		
9	UCAPAN TERIMA KASIH		
9.1	Jika merupakan penelitian yang didanai, informasi tentang lembaga pemberi dana harus diberikan bersama dengan nomor kontrak (jika ada).		
10	REFERENCES		
10.1	Selalu gunakan alat kutipan otomatis untuk mengelola referensi Anda. Pastikan Anda sudah memeriksa ulang metadata kutipan, alat kutipan otomatis biasanya memiliki kesalahan metadata. Gunakan Mendeley untuk membuat Kutipan & Referensi / Bibliografi. Gunakan gaya kutipan Edisi APA 6.		
10.2	Pastikan semua informasi yang terkait dengan referensi ditulis dengan lengkap (mis. Siapa, Dimana, dan Kapan). Periksa dari sumber utama untuk informasi ini. tulis nama jurnal tanpa singkatan. harap sertakan DOI jika tersedia.		
10.3	Mengutip minimal 15 referensi. minimal 80% berasal dari artikel jurnal / konferensi. minimal 80% harus diterbitkan dalam 5 tahun terakhir.		
10.4	Lebih dari 50% referensi harus berasal dari sumber yang kredibel. misalnya Owner, ScienceDirect, IEEE Explorer, ACM Digital Library,		
	Springer Link, Scopus, Clarivate Analytics, dan jurnal terakreditasi nasional Indonesia (SINTA 1/2).		
11	Tabel dan Gambar		
11.1	Sudah menggunakan format yang sesuai dalam menampilkan gambar dan tabel.		
11.2	Gambar atau grafik harus cukup jelas, sehingga tidak bergantung pada teks.		
11.3	Resolusi gambar minimum tidak ditentukan, tetapi harus terlihat ketika dipublikasikan secara online (berwarna) atau dicetak (hitam dan putih).		
11.4	Gambar tidak memiliki masalah hak cipta.		
11.5	Semua gambar dan tabel telah direferensikan dalam naskah.		
11.6	Jumlah maksimum gambar dan tabel masing-masing adalah 10. memberikan alasan kepada editor jika Anda perlu menampilkan lebih dari jumlah yang disarankan.		
12	Languages		

12.1	Tidak ada kesalahan ejaan, kesalahan ketik, dan kesalahan tata bahasa. Anda dapat menggunakan alat bantu seperti Grammarly atau rekomendasi yang disediakan oleh MS Word untuk pengecekan bahasa.		
12.2	Gunakan kalimat langsung dan pendek. Kalimat yang panjang tidak membuat tulisan menjadi lebih profesional; mereka hanya membingungkan pembaca.		

OUTLINING HOW THE ISSUES ARE ADDRESSED

Title of paper:

1. Address all the concerns/recommendations of the reviewers.
2. All amendments made are to be **highlighted in yellow color** in the revised paper.

Reviewer # 1

Final Recommendation (*choose one according to the reviewer's comments and cross unnecessary*):

- Accepted without modification
- Accepted with minor corrections
- Accepted with major modification
- Rejected

Comments	Addressed (Y/N)	Reply/Action taken

(Please add more rows if needed)

Reviewer # 2

Final Recommendation (*choose one according to the reviewer's comments and cross unnecessary*):

- Accepted without modification
- Accepted with minor corrections
- Accepted with major modification



Rejected

Comments	Addressed (Y/N)	Reply/Action taken

Reviewer # 3

Final Recommendation (*choose one according to the reviewer's comments and cross unnecessary*):

- Accepted without modification
- Accepted with minor corrections
- Accepted with major modification
- Rejected

Comments	Addressed (Y/N)	Reply/Action taken

