

IMPLEMENTASI ALGORITMA K-NN UNTUK KLASIFIKASI PENJUALAN MENU TERLARIS DI RM RATU CHANIAGO

Nurnilam Sari¹⁾, Aprilia Hananto²⁾, Bayu Priatna³⁾, Shofa Shofiah Hilabi⁴⁾

^{1,2,3,4} Sistem Informasi, Universitas Buana Perjuangan

Jalan Ronggo Waluyo Simabaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat

Co Responden Email: si23.nurnilamsari@mhs.ubpkarawang.ac.id

Abstract

Article history

Received 08 Jun 2025

Revised 09 Jul 2025

Accepted 16 Jul 2025

Available online 31 Jul 2025

Keywords

Classification,
K-Nearest Neighbor,
Best-selling menus,
Sales Data

The development of information technology has encouraged the culinary business sector to utilize data in strategic decision-making. RM Padang Ratu Chaniago still faces obstacles in determining the menu that is most in demand by customers due to the lack of a data-based analysis system. This study aims to classify the success rate of the menu using the K-Nearest Neighbor (K-NN) algorithm. The methods used include collecting sales data for one year, conducting pre-processing, applying the K-NN algorithm with a $k=3$ value, and evaluating model performance. The results showed that the K-NN model was able to classify data with an accuracy of 95.45%, average precision of 0.96, recall of 0.94, and F1-score of 0.95. Evaluation through the confusion matrix showed only one misclassification of 22 test data. This research proves that the K-NN algorithm is effective in helping restaurants determine menu development strategies and the procurement of raw materials more on target and prepare menu packages that are attractive to customers.

Abstrak

Riwayat

Diterima 08 Jun 2025.

Revisi 09 Jul 2025

Disetujui 16 Jul 2025

Terbit online 31 Jul 2025

Kata Kunci

Klasifikasi,
K-Nearest Neighbor,
Menu Terlaris,
Data Penjualan

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong sektor bisnis kuliner untuk memanfaatkan data dalam pengambilan keputusan strategis. RM Padang Ratu Chaniago masih menghadapi kendala dalam menentukan menu yang paling diminati oleh pelanggan karena belum adanya sistem analisis berbasis data. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat keberhasilan menu dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Metode yang digunakan antara lain mengumpulkan data penjualan selama satu tahun, melakukan pra-pemrosesan, menerapkan algoritma K-NN dengan nilai $k=3$, dan melakukan evaluasi kinerja model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model K-NN mampu mengklasifikasikan data dengan akurasi sebesar 95.45%, rata-rata *precision* sebesar 0.96, *recall* sebesar 0.94, dan *F1-score* sebesar 0.95. Evaluasi melalui *confusion matrix* menunjukkan hanya satu kali misklasifikasi dari 22 data uji. Penelitian ini membuktikan bahwa algoritma K-NN efektif dalam membantu restoran menentukan strategi pengembangan menu dan pengadaan bahan baku secara lebih tepat sasaran dan penyusunan paket menu yang menarik bagi pelanggan.

PENDAHULUAN

Seiring dengan berkembangnya teknologi informasi membawa pengaruh signifikan di berbagai aspek kehidupan, termasuk pada pengelolaan dan pengambilan keputusan di sektor bisnis. Salah satu sektor yang juga terkena dampak signifikan adalah industri kuliner yang kini semakin dituntut untuk bukan hanya menghadirkan makanan yang lezat, tetapi juga mampu beradaptasi dengan pengelolaan data dan strategi bisnis berbasis teknologi. Dalam konteks ini, data penjualan

yang dihasilkan oleh restoran setiap harinya merupakan sumber informasi yang sangat berharga. Menggunakan dokumen penjualan sebagai sumber data memungkinkan analisis yang lebih cepat dan efisien, karena informasinya sudah tersedia dan terstruktur dengan baik (Jalianti et al., 2024). Jika dikelola dan dianalisis dengan baik, data tersebut dapat membantu pemilik bisnis untuk memahami preferensi konsumen, mengoptimalkan stok bahan baku, dan merancang strategi promosi yang lebih efektif.

Rumah Makan Padang Ratu Chaniago merupakan salah satu bisnis kuliner yang memiliki beragam menu andalan. Setiap harinya, rumah makan ini melayani pelanggan dengan berbagai pilihan menu masakan khas Padang. Pengetahuan mengenai produk yang diminati pelanggan akan membantu dalam meningkatkan kualitas dan volume penjualan (Studi et al., 2025). Namun, pengambilan keputusan terkait manajemen stok dan menu promosi masih dilakukan secara konvensional dan mengandalkan pengalaman saja. Dalam beberapa kasus, hal ini menyebabkan ketidakseimbangan antara menu yang disediakan dengan permintaan pelanggan yang sebenarnya. Misalnya, menu yang seharusnya diprioritaskan justru kurang tersedia, sedangkan menu yang jarang diminati justru diproduksi.

Untuk mengatasi masalah ini, perlu memanfaatkan data historis penjualan selama satu tahun. Data tersebut dapat dianalisis untuk mengetahui pola penjualan menu dan menentukan menu apa saja yang tergolong paling diminati oleh pelanggan. Salah satu teknik dalam analisis data yang dapat digunakan adalah klasifikasi. Proses klasifikasi data bertujuan untuk menemukan pola, mode, atau fungsi yang mampu menjelaskan dan memisahkan kelas-kelas serta konsep yang ada pada data (N. B. Putri & Wijayanto, 2022). Dengan mengklasifikasikan menu yang tersedia, restoran dapat membedakan antara menu yang “sangat laku”, “laku” dan yang “tidak laku”. Proses ini dapat membantu dalam mengembangkan strategi bisnis yang lebih tepat sasaran, seperti pengadaan bahan baku, persiapan paket promosi, dan mengembangkan beberapa menu unggulan.

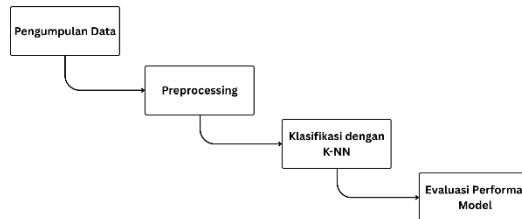
Untuk menyelesaikan masalah ini, dapat digunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN), yaitu salah satu metode klasifikasi yang populer. K-NN bekerja dengan mengukur kemiripan antar vektor, yang merupakan pendekatan paling umum dalam klasifikasi berbasis jarak (I. P. Putri, 2021). K-NN bekerja dengan cara membandingkan kemiripan antara data yang akan diklasifikasikan dengan data yang telah dikategorikan. Dalam konteks penelitian ini, data yang digunakan adalah hasil dari jumlah penjualan bulanan setiap menu makanan. Dengan menerapkan algoritma K-NN, sistem dapat mengelompokkan menu-menu yang ada ke dalam dua kelas berdasarkan pola penjualannya, sehingga dapat diketahui menu-menu mana saja yang memiliki tingkat penjualan yang tinggi secara konsisten sepanjang tahun.

Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor dalam klasifikasi penjualan menu makanan di RM Padang Ratu Chaniago. Model yang dihasilkan diharapkan mampu memberikan hasil yang akurat sebagai dasar keputusan manajemen. Lebih dari itu, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi bukti bahwa metode klasifikasi sederhana seperti K-NN tetap relevan dan berguna jika diterapkan dengan data yang tepat dan tujuan yang jelas. Dengan memanfaatkan teknologi analisis data yang efisien, para pelaku UMKM di bidang kuliner juga dapat bersaing dan berkembang di tengah tantangan bisnis yang semakin kompetitif.

Dalam penelitian (Saragih et al., 2023) menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) memprediksi pola penjualan di Erigo Store berdasarkan data *Shopee*, dengan lima kategori produk. Hasilnya menunjukkan akurasi prediksi bervariasi, dengan akurasi tertinggi 100% pada kategori *Shirt* dan akurasi keseluruhan sebesar 83,62% menggunakan *Rapid Miner*. Pada penelitian (Cholil et al., 2021) mengimplementasikan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) untuk membantu seleksi penerima beasiswa di SMA agar tepat sasaran. Dari 89 data calon, terpilih 30 penerima dengan akurasi pengujian sebesar 90,5% berdasarkan *confusion matrix*. Hasil ini menunjukkan K-NN efektif untuk klasifikasi seleksi beasiswa. (Putra et al., 2022) meneliti mengenai analisis metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dalam klasifikasi data iris bunga dengan pengujian pada berbagai nilai K. Berdasarkan hasil pengujian, K-NN terbukti memiliki tingkat akurasi yang tinggi pada dataset dengan distribusi acak, dengan variasi nilai K (3–9) menghasilkan akurasi 100%. (Saputro et al., 2022) meneliti klasifikasi enam jenis buah anggur diimplementasikan melalui citra digital dengan algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) serta teknik data augmentasi, menggunakan dataset berupa gambar berformat JPEG dan PNG, K-NN menghasilkan akurasi sebesar 80,98%. Dan pada penelitian (Fatimah Indrianti et al., 2024) yang berjudul Implementasi *Data Mining* untuk Klasifikasi Penyakit Gagal Ginjal Kronis Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor* bertujuan mengklasifikasikan risiko penyakit gagal ginjal kronis. Dengan pembagian data 75% untuk latih dan 25% untuk uji, hasil menunjukkan akurasi 92,59%, presisi 89,85%, *recall* 87,32%, dan *f1-score* 88,57%.

METODE PENELITIAN

Untuk memperjelas alur penelitian, keseluruhan tahapan yang akan dilakukan disajikan dalam bentuk bagan berikut.



Gambar 1. Tahap Penelitian

Pada Gambar 1 menunjukkan bahwa penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan teknik algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) diterapkan untuk mengklasifikasikan menu makanan di RM Padang Ratu Chaniago dengan dasar total penjualan tahunan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi menu terlaris secara otomatis menggunakan model klasifikasi, melalui serangkaian tahapan, yaitu pengumpulan data, *preprocessing*, klasifikasi dengan algoritma K-NN, dan evaluasi kinerja model. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan platform *Google Collaboratory* dengan bahasa pemrograman *Python*. Platform ini sangat cocok untuk tujuan seperti pembelajaran mesin, analisis data, akademisi dan banyak lagi. Secara teknis, *Google Collab* adalah buku catatan seperti *Jupyter* yang bersifat hosted yang dapat digunakan tanpa memerlukan penyimpanan lokal (Isyam et al., 2024). Penjelasan dari setiap tahapan disampaikan berikut ini.

1. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, peneliti menggunakan dataset penjualan tahunan RM Padang Ratu Chaniago dari yang berisi dua kolom utama, yaitu menu dan total. Kolom menu berisi nama-nama makanan yang dijual, sedangkan total menunjukkan total penjualan setiap menu selama satu tahun. Data ini menjadi dasar untuk proses klasifikasi, dan digunakan secara penuh tanpa filter menu karena semua data relevan. Pada tahap ini, tidak ada penggabungan data yang dilakukan karena dataset sudah dalam bentuk tahunan.

2. Preprocessing (Pra-pemrosesan Data)

Pada tahap ini, data dipersiapkan untuk diproses oleh algoritma K-NN dengan skenario

klasifikasi tiga kelas. Pertama, dilakukan normalisasi pada kolom Total untuk menyeragamkan skala data penjualan antar menu. Selanjutnya dilakukan proses pelabelan kelas berdasarkan nilai total penjualan:

- Menu dengan penjualan tertinggi (misal: 5 menu teratas) diberi label “Sangat Laku”.
- Menu dengan penjualan sedang diberi label “Laku”.
- Sedangkan menu dengan penjualan terendah diberi label “Kurang Laku”.

Proses ini dilakukan dengan membagi data menjadi tiga kelompok berdasarkan jumlah penjualan atau menggunakan metode kuantil (*tertile*) untuk pembagian yang sama. Setelah data diberi label, dataset kemudian dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Data juga diperiksa untuk memastikan bahwa tidak ada nilai kosong, ganda, atau anomali yang dapat mempengaruhi proses klasifikasi. Fase ini dilakukan untuk memastikan konsistensi dan kualitas data sebelum fase pemodelan dilakukan (Rais et al., 2025).

3. Klasifikasi dengan Algoritma K-NN

Pada tahap ini, proses klasifikasi dilakukan oleh algoritma K-NN. Yang bekerja berdasarkan prinsip data yang mendekati. Dalam hal ini transformasi keseluruhan dari menu yang dinormalisasikan. Metode K-NN tidak hanya menciptakan jarak terpendek, tetapi dari k jarak terdekat yang diperoleh, kelas yang paling sering muncul akan dipilih, dan jarak terpendek menentukan kelas data uji. (Mutia Shandhini Maylita et al., 2023).

Setiap menu pada data uji akan dicari kelas terdekatnya pada data latih berdasarkan jarak *Euclidean*. Nilai mayoritas dari kelas terdekat tersebut akan menentukan label kelas dari menu tersebut, apakah masuk ke dalam kategori “Sangat Laku”, ‘Laku’, atau “Kurang Laku”. Beberapa nilai K seperti $K=3$, $K=5$, dan $K=7$ dicoba untuk mengetahui konfigurasi terbaik. Karena klasifikasi yang digunakan adalah *multi-class*, maka model tidak hanya memisahkan dua kelas, tetapi juga harus mampu mengenali tiga jenis tren penjualan. Pada tahap ini, hasil klasifikasi yang berupa label prediksi untuk setiap menu akan dibandingkan dengan label asli untuk dievaluasi pada tahap selanjutnya.

4. Evaluasi Performa Model

Pada tahap ini, hasil prediksi yang dihasilkan oleh algoritma K-NN dibandingkan dengan label aktual dari data uji untuk

mengukur keakuratan model dalam melakukan klasifikasi. Tahap evaluasi performa untuk mengetahui seberapa baik hasil klasifikasi (Hanafi et al., 2020).

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan matriks *multi-class*, di mana setiap sel dalam matriks mewakili jumlah prediksi yang benar dan salah dari setiap kelas: Sangat Laku, Laku, dan Kurang Laku. Dari *confusion matrix*, metrik evaluasi berikut ini dihitung:

a. Akurasi (*Accuracy*)

Secara umum, akurasi didefinisikan sebagai sejauh mana model dapat memprediksi kelas data dengan benar secara keseluruhan. Akurasi menunjukkan seberapa besar model mampu mengklasifikasikan semua kelas dengan benar (Fadli & Saputra, 2023).

b. Presisi (*Precision*)

Presisi didefinisikan sebagai rasio elemen terkait dari semua elemen yang dipilih. Presisi dapat didefinisikan sebagai kompatibilitas antara informasi dan tanggapan terhadap permintaan (Halim & Anraeni, 2021). Dalam konteks ini, presisi dihitung untuk setiap kelas, misalnya: presisi untuk kelas “Sangat Laku” berarti berapa banyak prediksi “Sangat Laku” yang benar-benar termasuk kelas tersebut.

c. Recall (*Sensitivity*)

Recall adalah hubungan prediktif positif yang benar dibandingkan dengan seluruh data positif. *Recall* menjelaskan hasil dari model klasifikasi untuk pengumpulan informasi (Clara et al., 2021). Sebagai contoh, *recall* untuk kelas kurang laku menunjukkan berapa banyak menu yang seharusnya kurang laku yang berhasil dikenali oleh model.

d. *F1-Score*

F1-Score adalah gabungan dari presisi dan recall. Metrik ini dimanfaatkan untuk mengevaluasi performa model ketika terjadi ketidakseimbangan kelas. Karena mempertimbangkan keseimbangan antara *precision* dan *recall* (Madani et al., 2024).

Pada tahap ini, semua metrik evaluasi dihitung secara mikro (rata-rata total), makro (rata-rata antar kelas), atau per kelas tergantung pada pendekatan analisis. Evaluasi ini bertujuan untuk menentukan seberapa baik model dapat mengenali pola dari data dan melakukan klasifikasi yang sepenuhnya

terkandung dalam data yang belum pernah dilatih.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan Data

Penelitian ini didasarkan pada data otentik yang diperoleh dari dokumentasi internal RM Padang Ratu Chaniago, yang mencatat aktivitas penjualan seluruh menu selama satu tahun penuh. Data dalam penelitian ini berasal dari catatan penjualan tahunan di RM Padang Ratu Chaniago, yang disusun dalam format *Microsoft Excel*, file tersebut berisi rekapitulasi total penjualan setiap menu makanan selama satu tahun operasional 2024, yang kemudian digunakan sebagai objek analisis.

Untuk keperluan pengolahan data dan penerapan algoritma klasifikasi, data *excel* ini diunggah dan diimpor ke dalam *platform Google Collaboratory* dengan menggunakan *library Python*. Struktur data mencakup dua atribut utama, yaitu:

- Nama menu makanan yang tersedia.
- Total penjualan masing-masing menu dalam periode satu tahun.

Berikut ini adalah tampilan hasil data set penjualan selama satu tahun.

	Menu	Total
0	Telur Dadar	2834
1	Ati Ampela Balado	1060
2	Ayam Bakar	48863
3	Ayam Balado	1575
4	Ayam Goreng	3401
...	...	...
18	Perkedel	14151
19	Rendang Daging	39456
20	Telur Balado	1351
21	Terong Balado	1756
22	Tongkol Balado	354

Gambar 2. Dataset Penjualan

Gambar 2 menunjukkan beberapa data penjualan menu selama satu tahun. Dapat dilihat bahwa menu seperti “Ayam Bakar” memiliki jumlah pesanan tertinggi dengan total 48.863, sedangkan “Tongkol Balado” merupakan salah satu menu dengan jumlah penjualan terendah, yaitu hanya 354 kali. Perbedaan angka penjualan yang mencolok ini mengindikasikan adanya variasi yang cukup signifikan pada tingkat permintaan masing-masing menu.

Oleh karena itu, data ini layak untuk diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori untuk mendukung pengambilan keputusan strategis, dengan bantuan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) sebagai metode klasifikasinya.

2. Preprocessing (Pra-pemrosesan Data)

Pada tahap *preprocessing*, data penjualan menu selama satu tahun dibersihkan dan diberi label untuk tujuan klasifikasi. Salah satu temuan awal dalam proses ini adalah adanya sejumlah data dengan nilai penjualan nol (0). Nilai ini menandakan bahwa menu tersebut tidak tersedia selama periode pengamatan.

Keberadaan nilai nol ini tetap dipertahankan dalam dataset karena merepresentasikan kondisi riil di lapangan dan menjadi bagian penting dalam pembentukan kelas tidak terjual. Setelah itu dilakukan proses pelabelan dengan menggunakan pendekatan kuantil, dimana data penjualan dibagi menjadi tiga kategori, yaitu: sangat laku (kuantil atas), laku (kuantil tengah), dan kurang laku (kuantil bawah, termasuk data tidak terjual). Berikut adalah data yang telah diberi label.

	Menu	Total	Kategori
0	Telur Dadar	2834	Sangat Laku
1	Ati Ampela Balado	1060	Kurang Laku
2	Ayam Bakar	48863	Sangat Laku
3	Ayam Balado	1575	Laku
4	Ayam Goreng	3401	Sangat Laku
...	...	...	...
18	Rendang Daging	39456	Sangat Laku
19	Telur Balado	1351	Laku
20	Terong Balado	1756	Laku
21	Tongkol Balado	354	Kurang Laku

Gambar 3. Hasil *Preprocessing* Data Penjualan

Pada gambar 3 di atas dimaksudkan untuk mengubah data numerik menjadi data kategorikal. Proses klasifikasi dengan algoritma K-NN dapat dilakukan menggunakan data berjenis kategorikal

3. Klasifikasi dengan Algoritma K-NN

Setelah tahap *preprocessing* selesai, proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma K-NN, dengan menggunakan jumlah parameter yang berdekatan (k) sebanyak 3. Data

uji akan diklasifikasikan berdasarkan mayoritas kelas dari tiga data pelatihan terdekat yang ditemukan algoritma, berdasarkan nilai penjualan secara keseluruhan, dan menentukan kategori kelas berdasarkan mayoritas tersebut.

Model K-NN dilatih menggunakan fitur numerik Total sebagai input dan kategori yang telah diproses sebelumnya sebagai target klasifikasi. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam sebuah tabel yang berisi kolom prediksi model dan status kebenaran klasifikasi.

	Menu	Total	Kategori	Prediksi	Status
0	Telur Dadar	2834	Sangat Laku	Sangat Laku	Benar
1	Ati Ampela Balado	1060	Kurang Laku	Kurang Laku	Benar
2	Ayam Bakar	48863	Sangat Laku	Sangat Laku	Benar
3	Ayam Balado	1575	Laku	Laku	Benar
4	Ayam Goreng	3401	Sangat Laku	Sangat Laku	Benar
...	...	...	...	...	...
18	Rendang Daging	39456	Sangat Laku	Sangat Laku	Benar
19	Telur Balado	1351	Laku	Laku	Benar
20	Terong Balado	1756	Laku	Laku	Benar
21	Tongkol Balado	354	Kurang Laku	Kurang Laku	Benar

Gambar 4. Hasil Klasifikasi Data Penjualan

Pada gambar 4 di atas menunjukkan bahwa sebagian besar data diprediksi dengan benar. Beberapa menu seperti Ayam Bakar, Rendang Daging, dan Telur Balado diklasifikasikan ke dalam kategori yang sama dengan label aslinya. Kolom status menunjukkan apakah prediksi sesuai dengan label yang sebenarnya. Dalam hal ini, hampir semua prediksi berada pada status “Benar”, yang menunjukkan bahwa model K-NN telah mempelajari pola klasifikasi dengan cukup baik.

Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma K-NN dapat mengklasifikasikan data penjualan menu dengan akurasi yang tinggi, dan dapat digunakan untuk memprediksi tingkat kelangsungan hidup menu di masa depan berdasarkan total penjualannya.

4. Evaluasi Performa Model

Untuk mengukur efektivitas dan performa dari model klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN) yang telah dibangun, dilakukan evaluasi dengan menggunakan metrik klasifikasi standar, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Visualisasi *confusion matrix* digunakan dalam evaluasi untuk memberikan gambaran yang lebih jelas tentang distribusi prediksi model. Fokus utama evaluasi adalah menilai kemampuan model memetakan menu ke tingkat Sangat Laku, Laku, dan Kurang Laku

berdasarkan data penjualan historis. Berikut ini adalah hasil dari evaluasi kinerja model:

	precision	recall	f1-score	support
Kurang Laku	0.89	1.00	0.94	8
Laku	1.00	0.83	0.91	6
Sangat Laku	1.00	1.00	1.00	8
accuracy			0.95	22
macro avg	0.96	0.94	0.95	22
weighted avg	0.96	0.95	0.95	22

Gambar 5. Evaluasi Performa Model

Dari gambar 5 diatas dapat disimpulkan:

a. Evaluasi Akurasi Model

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model K-NN mempunyai tingkat akurasi sebesar 95,45%. Hal ini berarti dari total 22 data uji, hanya 21 data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model K-NN. Tingginya nilai akurasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam memprediksi data baru.

b. Evaluasi Presisi, Recall, dan F1-Score

Untuk melihat performa model secara lebih detail di setiap kelas, digunakan metrik precision, recall, dan F1-score. Berikut ini adalah hasil evaluasi dari masing-masing kelas:

- Kelas "Kurang Laku" Memiliki precision sebesar 0.89, recall sebesar 1.00, dan F1-score sebesar 0.94. Hal ini berarti semua data yang sebenarnya kurang laku berhasil diprediksi dengan benar oleh model (recall=1.00), meskipun ada satu data dari kelas Laku yang juga diprediksi sebagai kurang laku (sehingga precision=0.89).
- Kelas "Laku" memiliki Presisi sempurna sebesar 1.00, tetapi recall hanya 0.83. Artinya, dari 6 data yang sebenarnya termasuk ke dalam kelas Laku, hanya 5 data yang dikenali dengan benar oleh model, sedangkan 1 data salah diklasifikasikan sebagai kurang laku. Dengan F1-score sebesar 0,91, terlihat bahwa model tidak hanya tepat tetapi juga cukup sensitif terhadap data relevan, menunjukkan keseimbangan precision dan recall pada kelas ini, meskipun performanya sedikit lebih rendah dari dua kelas lainnya.
- Kelas "Sangat Laku" Menunjukkan performa yang sempurna dengan nilai

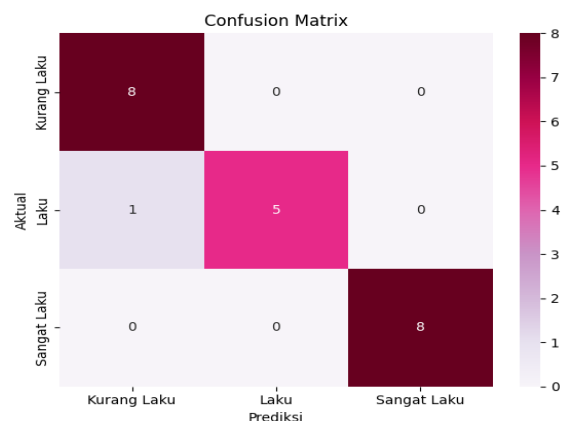
precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 1.00. Hal ini mengindikasikan bahwa semua data pada kelas ini diklasifikasikan dengan benar, tanpa kesalahan sama sekali.

Secara keseluruhan, model mencapai rata-rata presisi 0,96, recall 0,94, dan F1-score 0,95, yang menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik dan seimbang. Nilai rata-rata ini menunjukkan bahwa model ini mampu mempertahankan kinerja yang konsisten di ketiga kelas, tanpa bias terhadap kelas mayoritas atau minoritas.

Hasil ini juga memberikan dasar yang jelas bagi restoran dalam merancang strategi pengadaan bahan baku secara tepat. Pada menu "Ayam Bakar" yang termasuk kategori "Sangat Laku" perlu mendapatkan prioritas penyediaan bahan baku lebih banyak untuk menghindari kehabisan stok. Sebaliknya, pada menu "Tongkol Balado" yang masuk kategori "Kurang Laku" produksinya dapat dikurangi, sehingga pembelian bahan bakunya lebih hemat dan tidak menumpuk sebagai sisa. Strategi ini memungkinkan restoran mengoptimalkan biaya, menjaga kualitas, dan meningkatkan kepuasan pelanggan.

5. Analisis Confusion Matrix

Analisis lebih lanjut dilakukan melalui confusion matrix, yang disajikan secara numerik dan visual.



Gambar 6. Confusion Matrix

Pada gambar 6 diatas yaitu confusion matrix menunjukkan:

- Semua 8 data aktual kelas Kurang Laku diprediksi dengan benar (tidak ada kesalahan).
- Dari 6 data aktual kelas Laku, sebanyak 5 diprediksi dengan benar, dan 1 diklasifikasikan sebagai Kurang Laku.

c. Seluruh 8 data kelas Sangat Laku juga diprediksi dengan akurat tanpa kesalahan.

Temuan ini dapat menjadi masukan untuk menyusun paket promosi, misalnya dengan menggabungkan menu kurang laku dengan menu sangat laku untuk meningkatkan daya tarik pelanggan terhadap semua menu yang tersedia.

Distribusi prediksi yang didominasi oleh nilai-nilai pada diagonal utama menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan klasifikasi yang sangat rendah. Hanya satu kesalahan yang terjadi, yaitu pada kelas laku yang salah diklasifikasikan sebagai Kurang Laku. Hal ini dapat menjadi perhatian untuk pengembangan lebih lanjut, misalnya dengan menyesuaikan parameter k atau menyeimbangkan sebaran data pada kelas-kelas tertentu.

6. Penerapan Hasil Penelitian pada Strategi Restoran

Berdasarkan hasil klasifikasi yang menunjukkan pola penjualan menu, restoran dapat merancang strategi nyata yang lebih efektif. Menu dengan kategori “Sangat Laku” seperti “Ayam Bakar” perlu mendapatkan prioritas dalam pengadaan bahan baku agar stok selalu tersedia dan tidak mengecewakan pelanggan. Sebaliknya, menu dengan kategori “Kurang Laku” seperti “Tongkol Balado” dapat dikurangi produksinya untuk menghemat biaya bahan baku dan menghindari pemborosan.

Selain itu, restoran dapat membuat paket promosi dengan menggabungkan menu sangat laku dan kurang laku untuk meningkatkan penjualan kedua kategori secara bersamaan. Data ini juga dapat dijadikan dasar untuk menyusun strategi stok dan rencana pembelian bahan secara lebih efisien, mengurangi risiko bahan terbuang, dan membantu restoran meningkatkan profitabilitas.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dalam klasifikasi menu terlaris di RM Padang Ratu Chaniago mampu memberikan performa yang sangat baik. Model dikembangkan dengan menggunakan data penjualan tahunan dan mengkategorikan menu ke dalam tiga kategori, yaitu Kurang Laku, Laku, dan Sangat Laku. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 95,45%, dengan *precision* rata-rata makro 0,96, *recall* rata-rata 0,94, dan

F1-score rata-rata 0,95. Capaian ini menunjukkan bahwa model memiliki akurasi tinggi serta keseimbangan yang baik dalam mendeteksi dan memprediksi tiap kelas. Analisis *confusion matrix* menunjukkan bahwa dari 22 data uji, hanya terdapat satu kesalahan prediksi, dan sisanya diklasifikasikan dengan benar. Hasil ini membuktikan bahwa algoritma K-NN, meskipun sederhana, efektif dalam membantu pengambilan keputusan berbasis data untuk manajemen menu makanan. Selain itu, hasil klasifikasi dapat membantu pengadaan bahan baku dengan memprioritaskan menu “Sangat Laku” dan mengurangi menu “Kurang Laku”. Pola penjualan ini juga bisa menjadi dasar untuk strategi promosi dan pengelolaan stok yang lebih efisien.

Untuk keberlanjutan model, disarankan RM Padang Ratu Chaniago mulai menggunakan pencatatan penjualan digital agar analisis data dapat dilakukan otomatis dan berkala. Model K-NN ini dapat dikembangkan sebagai alat bantu perencanaan stok, strategi promosi, dan penyusunan paket menu. Selain itu, model juga bisa diintegrasikan ke sistem penjualan digital untuk evaluasi dan peningkatan efektivitas.

REFERENSI

- Cholil, S. R., Handayani, T., Prathivi, R., & Ardianita, T. (2021). Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Seleksi Penerima Beasiswa. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 6(2), 118–127.
- Clara, S., Laksmi Prianto, D., Al Habsi, R., Friscila Lumbantobing, E., & Chamidah, N. (2021). Implementasi Seleksi Fitur Pada Algoritma Klasifikasi Machine Learning Untuk Prediksi Penghasilan Pada Adult Income Dataset. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia*, 2(1), 741–747.
- Fadli, M., & Saputra, R. A. (2023). Klasifikasi Dan Evaluasi Performa Model Random Forest Untuk Prediksi Stroke. *JT: Jurnal Teknik*, 12(02), 72–80.
- Fatimah Indrianti, N., Kania Ningsih, A., & Ilyas, R. (2024). Implementasi Data Mining Untuk Klasifikasi Penyakit Gagal

- Ginjal Kronis Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 2255–2260.
- Halim, A. A. D., & Anraeni, S. (2021). Analisis Klasifikasi Dataset Citra Penyakit Pneumonia menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN). *Indonesian Journal of Data and Science*, 2(1), 01–12.
- Hanafi, A., Adiwijaya, A., & Astuti, W. (2020). Klasifikasi Multi Label pada Hadis Bukhari Terjemahan Bahasa Indonesia Menggunakan Mutual Information dan k-Nearest Neighbor. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 9(3), 357–364. 0
- Isyam, M. N., Indrayana, D., & Apriandari, W. (2024). *KLASIFIKASI PENERIMA BANTUAN PROGRAM KELUARGA HARAPAN*. 8(5), 10416–10421.
- Jalianti, H. Z., Rufaida, A., & Lidya, C. (2024). *Analisis Data Penjualan Restoran Lumiere untuk Meningkatkan Profit dengan Teknik Exploratory Data Analysis (EDA) Menggunakan Pivot Table*. 56–66.
- Madani, P. M. S., Rohana, T., Baihaqi, K. A., & Fauzi, A. (2024). Perbandingan Kinerja Klasifikasi Penyakit Ginjal Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Decision Tree (DT). *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 6(1), 74–82-74–82.
- Mutiara Shandhini Maylita, N., Zulfia Zahro', H., & Vendyansyah, N. (2023). Penerapan Metode K-Nearest Neighbor (Knn) Untuk Menentukan Status Gizi Balita. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(2), 953–956.
- Putra, P., M. H. Pardede, A., & Syahputra, S. (2022). Analisis Metode K-Nearest Neighbour (Knn) Dalam Klasifikasi Data Iris Bunga. *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*, 6(1), 297–305.
- Putri, I. P. (2021). Analisis Performa Metode K- Nearest Neighbor (KNN) dan Crossvalidation pada Data Penyakit Cardiovascular. *Indonesian Journal of Data and Science*, 2(1), 21–28.
- Putri, N. B., & Wijayanto, A. W. (2022). Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining Dalam Klasifikasi Website Phishing. *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, 11(1), 59–66.
- Rais, A. N., Putra, J. L., Informatika, P. S., Bina, U., Informatika, S., Pusat, K. J., Studi, P., Informasi, S., Kampus, A., Tegal, K., Pusat, K. J., Informatika, P. S., Informasi, F. T., Mandiri, U. N., Melayu, C., & Timur, K. J. (2025). *OPTIMASI PREDIKSI RISIKO KREDIT DENGAN PREPROCESSING DAN*. 9(1), 59–65.
- Saputro, W., Sumantri, D. B., Tinggi, S., Komputer, I., & Karya, C. (2022). *Digital Image Implementation in Grape Classification With K-*. 5, 248–253.
- Saragih, R. H., Pamungkas, W. A., Yumna, F., Sitanggang, D., Wardani, S., Sistem, J., Dan, I., Informatika, S., Sains, F., & Teknologi, D. (2023). Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Penjualan Di Erigo Store Dengan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)*, 8(2), 649–661.
- Studi, M., Kfc, K., Haryono, M. T., Nadhilah, K., & Mulyani, A. (2025). *ANALISIS PENGELOMPOKKAN MENU TERLARIS DI RESTORAN CEPAT SAJI MENGGUNAKAN METODE K-*. 9(2), 674–684.