

PENERAPAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK KLASIFIKASI PERSEDIAAN KAIN SASIRANGAN PADA UMKM

Sry Dhina Pohan^{1*}, Khairul Huda², Muhammad Fadhli Dzil Ikram³

¹Program Studi Sistem Informasi, Universitas Nahdlatul Ulama Indonesia

²Program Studi Informatika, Universitas Karya Husada

³Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

dhinapohaninfosys@unusia.ac.id¹, khairulhuda@unkaha.ac.id², muhammadfadly.mfd@gmail.com³

Submitted May 4, 2026; Revised July 21, 2026; Accepted July 24, 2026

Abstrak

Sistem klasifikasi persediaan berperan penting dalam mendukung pengelolaan stok pada UMKM kain Sasirangan di Banjarmasin, Kalimantan Selatan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi persediaan kain Sasirangan berbasis web dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Sistem ini mengelompokkan persediaan kain ke dalam tiga kategori, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Penelitian ini menggunakan 198 data persediaan UMKM di Banjarmasin, yang terdiri atas 158 data training dan 40 data testing. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, pembagian data latih dan data uji, implementasi algoritma KNN, serta evaluasi performa model menggunakan confusion matrix dan metrik evaluasi klasifikasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model KNN memperoleh nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score sebesar 0,9500 pada weighted average. Pada macro average, model KNN memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 0,9484. Hasil tersebut menunjukkan bahwa KNN mampu mengklasifikasikan persediaan kain Sasirangan secara akurat, stabil, dan konsisten. Selain itu, KNN menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan Naive Bayes yang memperoleh accuracy sebesar 0,8000. Jumlah dan kualitas data, melakukan seleksi fitur, serta mengoptimalkan nilai k melalui parameter tuning diperlukan untuk meningkatkan ketepatan klasifikasi persediaan kain Sasirangan.

Kata Kunci : Persediaan, Kain Sasirangan, K-Nearest Neighbor, Klasifikasi, UMKM

Abstract

An inventory classification system plays an important role in supporting stock management among Sasirangan fabric MSMEs in Banjarmasin, South Kalimantan. This study aims to develop a web-based Sasirangan fabric inventory classification system using the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm. The system classifies fabric inventory into three categories: low, medium, and high. This study used 198 inventory data records from MSMEs in Banjarmasin, consisting of 158 training data and 40 testing data. The research stages included data collection, preprocessing, splitting the data into training and testing sets, implementing the KNN algorithm, and evaluating model performance using a confusion matrix and classification evaluation metrics. The evaluation results showed that the KNN model achieved accuracy, precision, recall, and F1-score values of 0.9500 based on the weighted average. Based on the macro average, the KNN model achieved precision, recall, and F1-score values of 0.9484. These results indicate that KNN can classify Sasirangan fabric inventory accurately, stably, and consistently. In addition, KNN demonstrated better performance than Naive Bayes, which achieved an accuracy value of 0.8000. Therefore, improving the quantity and quality of data, conducting feature selection, and optimizing the value of k through parameter tuning are necessary to improve the accuracy of Sasirangan fabric inventory classification.

Keywords : Inventory, Fabric Sasirangan, K-Nearest Neighbor, Classification, SMEs

1. PENDAHULUAN

UMKM memiliki peran penting dalam perekonomian Indonesia karena

berkontribusi sebesar 98,68% terhadap sektor usaha nasional. UMKM juga mendorong inovasi dan membuka peluang ekonomi bagi masyarakat. Namun,

pengelolaan usaha UMKM masih menghadapi beberapa tantangan, terutama dalam akses keuangan, pemanfaatan teknologi, dan efisiensi manajemen operasional. Penerapan Machine Learning dapat membantu UMKM meningkatkan efisiensi pengelolaan dana dan mendukung pertumbuhan usaha secara lebih inklusif [1]. Pada era revolusi industri 4.0, digitalisasi dan media sosial juga membantu UMKM memperluas pasar. Salah satu produk unggulan yang berkembang melalui pemasaran digital adalah kain sasirangan dari Kalimantan Selatan [2].

Kain sasirangan merupakan kain khas masyarakat Banjar yang banyak diproduksi oleh UMKM di Banjarmasin, Kalimantan Selatan. Kain ini memiliki nilai budaya yang kuat karena setiap motif mengandung makna tertentu, seperti gigi haruan, tampuk manggis, dan daun katu. Seiring perkembangan pasar, motif kain sasirangan terus mengalami inovasi agar sesuai dengan tren mode modern dan mampu bersaing dengan produk tekstil lainnya [3]. Namun, keberagaman motif, perbedaan tingkat permintaan, dan perubahan jumlah stok sering menimbulkan masalah dalam pengelolaan persediaan. UMKM perlu mengetahui motif yang banyak diminati, motif yang kurang diminati, serta pola stok yang perlu dikendalikan. Jika pengelolaan persediaan tidak dilakukan secara tepat, UMKM dapat mengalami kelebihan stok pada motif tertentu atau kekurangan stok pada motif yang memiliki permintaan tinggi.

Beberapa penelitian sebelumnya telah memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan untuk membantu proses klasifikasi produk dan pengambilan keputusan. Pada bidang batik, metode Multilayer Perceptron telah digunakan untuk klasifikasi motif batik dengan tingkat akurasi sebesar 83,4% [4]. K-Nearest Neighbor (K-NN) juga banyak digunakan dalam berbagai kasus klasifikasi. K-NN bekerja dengan membandingkan data

baru dengan data pembelajaran berdasarkan jarak terdekat, lalu menentukan kelas berdasarkan mayoritas tetangga terdekatnya [5]. Metode ini populer karena sederhana, mudah diterapkan, dan mampu mengelompokkan data berdasarkan tingkat kemiripan [6]. K-NN telah diterapkan dalam prediksi permintaan industri dengan kinerja yang seimbang antara akurasi dan waktu komputasi [7], prediksi kualitas susu dengan akurasi tinggi pada skema data tertentu [8], serta klasifikasi penyakit dan deteksi stunting pada balita melalui kombinasi dengan teknik K-Means [9] [10]. Selain itu, K-NN juga menunjukkan kinerja yang lebih efektif dibandingkan Support Vector Machine (SVM) pada kasus klasifikasi tanah [11].

Penelitian lain juga menunjukkan bahwa K-NN memiliki kemampuan yang baik dalam menghasilkan akurasi klasifikasi pada berbagai jenis data. Keunggulan tersebut menjadikan K-NN sebagai metode yang relevan untuk kasus prediksi dan pengelompokan data, termasuk pengelompokan motif kain yang bervariasi [12]. K-NN juga fleksibel dalam menangani data numerik dan kategorikal, sehingga dapat meningkatkan efisiensi serta akurasi dalam proses seleksi data yang kompleks [13]. Pada penelitian tentang produk terlaris, K-NN menghasilkan akurasi sebesar 94,74% dengan tingkat kesalahan sebesar 5,26%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa K-NN efektif dalam membantu prediksi penjualan produk di PT LG Innotek Indonesia [14].

Meskipun beberapa penelitian telah membahas klasifikasi motif batik, prediksi permintaan, dan klasifikasi produk menggunakan K-NN, penelitian yang secara khusus mengembangkan sistem klasifikasi persediaan kain sasirangan berbasis data UMKM, jenis motif, dan jumlah stok masih terbatas. Penelitian sebelumnya lebih banyak berfokus pada klasifikasi motif atau prediksi produk

terlaris, belum secara spesifik menghubungkan data toko, motif kain, dan stok persediaan dalam sistem berbasis web untuk mendukung keputusan UMKM sasirangan. Hal ini menjadi kesenjangan penelitian yang perlu dikaji lebih lanjut.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan sistem klasifikasi persediaan kain sasirangan berbasis web dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. Novelty penelitian ini terletak pada penerapan K-NN untuk mengklasifikasikan persediaan kain sasirangan berdasarkan data UMKM, jenis motif, dan jumlah stok dalam satu sistem berbasis web. Sistem ini tidak hanya membantu proses klasifikasi persediaan, tetapi juga memberikan informasi mengenai motif yang paling diminati pembeli. Dengan demikian, sistem dapat mendukung UMKM dalam mengelola stok, menentukan prioritas produksi, dan menyusun strategi pemasaran produk secara lebih tepat.

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan sistem klasifikasi persediaan kain sasirangan berbasis web dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengetahui kinerja algoritma K-NN dalam mengklasifikasikan persediaan kain sasirangan serta membantu UMKM dalam mengambil keputusan terkait pengelolaan stok dan strategi pemasaran.

2. METODE PENELITIAN

Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah algoritma pembelajaran terawasi yang sederhana dan mudah dipahami. Dalam klasifikasinya, K-NN membandingkan data baru dengan data yang sudah ada untuk mengidentifikasi kesamaan pola, kemudian mengelompokkan data baru ke dalam kategori berdasarkan jarak terdekatnya dengan data yang ada [15]. Sebagai metode data mining, K-NN memberikan performa baik dibandingkan dengan algoritma klasifikasi lainnya [16]. K-NN dimulai

dengan menentukan nilai K, jumlah tetangga terdekat yang digunakan dalam pengambilan keputusan, yang memengaruhi akurasi prediksi. Pemilihan nilai K yang tepat sangat penting untuk menghindari sensitifitas berlebih terhadap noise atau underfitting pada model. Selanjutnya, jarak antara instance baru dengan dataset pelatihan dihitung menggunakan metrik seperti Euclidean, Manhattan, atau Minkowski, yang memengaruhi performa algoritma tergantung pada karakteristik data [17]. K-NN mengelompokkan data ke dalam kelas tertentu berdasarkan kedekatannya dengan K tetangga terdekat, dan prediksi klasifikasi ditentukan dengan menggabungkan respons dari tetangga tersebut [18].

Teknik ini digunakan untuk memprediksi label kelas dari data uji, dengan tujuan untuk melakukan prediksi secara kontinu [19]. Teknik ini menggunakan data pelatihan dengan atribut yang dikaitkan dengan label kelas untuk memprediksi label kelas dari data uji, sehingga model dapat melakukan prediksi secara kontinu [20]. Jarak antara dua objek, u dan v , dihitung menggunakan persamaan jarak Euclidean, yaitu [21];

$$d(u, v) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (u_i - v_i)^2} \quad (1)$$

di mana u_i adalah data pelatihan dan v_i adalah data pengujian, dengan n menunjukkan jumlah atribut. Data nominal harus dikonversikan ke bentuk numerik untuk menggunakan rumus ini pada tipe data kontinu [22]. Prosedur penelitian ini melibatkan beberapa tahap, mulai dari identifikasi masalah, studi pustaka, observasi, pengumpulan data, data training dan testing, pengolahan data dengan model K-Nearest Neighbor, hingga evaluasi model.

Identifikasi Masalah

Tahap identifikasi masalah bertujuan menentukan variabel yang digunakan dalam klasifikasi kain Sasirangan pada UMKM

Banjarmasin. Penelitian sebelumnya hanya membahas klasifikasi batik berdasarkan citra atau pola, sementara klasifikasi kain Sasirangan berdasarkan jumlah persediaan, motif, dan toko UMKM belum pernah dilakukan.

Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan untuk merangkum informasi relevan dari jurnal, situs internet, dan buku ilmiah. Penelitian ini menggunakan teori klasifikasi dengan algoritma K-Nearest Neighbor untuk pengelolaan *data mining* dalam menghasilkan data yang telah diklasifikasi.

Data Selection

Data diperoleh dari Dinas Koperasi dan UKM Kota Banjarmasin. Motif kain yang diamati meliputi sari gading, kulat karikit, bintang berhambur, kangkung kaombakan, bayam raja, awan beriring, getas, jumputan, dan gigi haruan. Jenis bahan baku yang digunakan adalah kain sutra alam. Total data yang akan digunakan yaitu 198 data toko dan motif kain.

Preprocessing

Penelitian ini menggunakan metode observasi dengan melakukan pengamatan langsung pada UMKM kain Sasirangan di Banjarmasin, Kalimantan Selatan. Data yang digunakan merupakan data primer dari tahun 2020, yang mencakup 30 toko kain, 9 jenis motif kain, serta jumlah persediaan bahan baku. Sistem klasifikasi kain Sasirangan ini dibangun menggunakan perangkat komputer dengan bahasa pemrograman PHP serta SQL untuk pengelolaan basis data.

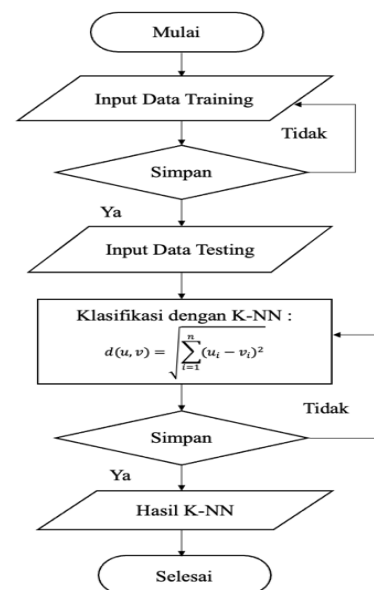
Transformation

Tahap Pembagian data training dan data testing dilakukan dari data-data motif kain, toko kain UMKM dan data jumlah persediaan kain selaman 12 bulan. Penentuan variable dan pembagian data yaitu 80% data untuk training dan 20% data

untuk data testing dalam sistem klasifikasi kain sasirangan pada UMKM Banjarmasin.

Implementasi K-Nearest Neighbor

Proses pengolahan data dimulai dengan label encoding untuk mengategorikan persediaan kain sasirangan menjadi tinggi, sedang, dan rendah [23] berdasarkan motif kain. Data training dimasukkan dan disimpan, kemudian data testing dihitung menggunakan jarak Euclidean untuk mengukur kemiripan antara data tersebut. Semakin kecil jarak antar data, semakin mirip kategori persediaannya. Data testing kemudian diklasifikasikan dan disimpan. K-NN menentukan lima tetangga terdekat dan menghasilkan bobot untuk tiap kategori, sehingga kecenderungan persediaan kain dapat diidentifikasi. Flowchart proses ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Implementasi KNN

Evaluasi Model K-Nearest Neighbor

Evaluasi model klasifikasi kain sasirangan dilakukan menggunakan confusion matrix untuk menilai kinerja model, mengidentifikasi akurasi, dan pola kesalahan klasifikasi, yang membantu pengambilan keputusan dalam pengembangan atau penyempurnaan model [24]. Perbandingan confusion matrix

menunjukkan empat kombinasi nilai prediksi dan nilai aktual, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2 [25]:

Nilai Prediksi	Nilai Aktual	
	+	-
+	True Positives	False Positives
-	False Negatives	True Negatives

Gambar 2. Model Evaluasi Confusion Matrix

- a. Accuracy merupakan metrik evaluasi model menghitung tingkat kedekatan nilai prediksi dan nilai aktual. Dengan persamaan akurasi sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

- b. Precision merupakan informasi data rasio item relevan yang diambil berdasarkan seluruh item terpilih. Dengan persamaan presisi sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

- c. Recall merupakan pemilihan rasio item relevan berdasarkan total item relevan yang ada. Dengan persamaan recall sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

- d. F-Measure atau F1-Score merupakan gabungan metrik presisi dan recall yang disebut dengan harmonic mean. Dengan persamaan F-Measure sebagai berikut:

$$F1 - Score = 2 \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (5)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan pada sistem klasifikasi persediaan UMKM kain Sasirangan berbasis Web menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) bertujuan untuk menilai akurasi klasifikasi dan efektifitas sistem dalam mendukung pengambilan keputusan yang

mempermudah UMKM mengelola persediaan secara efisien.

Data Selection

Data yang akan diproses pada UMKM Kain Sasirangan merupakan data persediaan masing-masing toko UMKM berdasarkan beberapa atribut yaitu nama toko, motif kain, dan jumlah persediaan kain per meter yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Selection

Motif Kain	Persediaan Bahan Baku Kain Per Meter	Toko UMKM
Sari Gading	5-245/meter	Citra Sasirangan
Kulat Karikit	5-275/meter	Koprinka Sasirangan
Bintang Berhambur	5-305/meter	Roos Sasirangan
Kangkung Kaombakan	5-303/meter	Diyang Sasirangan
Bayam Raja	5-195/meter	Yaya Sasirangan
Awan Beriring	5-456/meter	Ady Sasirangan
Getas	5-215/meter	Rahman Sasirangan
Jumputan	5-217/meter	Kayuh Sasirangan
Gigi Haruan	5-247/meter	
		Irma Sasirangan

Data Preprocessing (3)

Data Preprocessing merupakan data yang sudah dikelompokkan berdasarkan motif kain dan jumlah persediaan selama 12 bulan ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Preprocessing (4)

Bulan	Toko Citra Sasirangan								
	Motif Kain Sasirangan								
	Sari Gading	Kulat Karikit	Bintang Berhambur	Kangkung Kaombakan	Bayam Raja	Awan Beriring	Getas	Jumputan	Gigi Haruan
Januari	50	45	35	80	90	85	70	90	115
Februari	60	60	60	75	65	60	90	80	70
Maret	90	90	115	80	45	110	145	55	90
April	80	80	125	90	120	65	95	60	95
Mei	75	75	60	90	90	75	90	90	70
Juni	70	120	90	95	90	80	90	95	80
Juli	90	115	95	125	115	70	110	70	90
Agustus	80	45	65	60	50	85	125	85	55
September	85	60	75	90	90	80	165	60	75
Oktober	45	95	70	95	95	90	85	90	80
November	60	65	65	85	80	90	95	85	90
Desember	65	70	80	65	90	80	90	65	95

Transformation

Transformation merupakan hasil pengelompokkan data yang digunakan untuk data training dan data testing. Hasil seleksi awal menunjukkan bahwa jumlah

data persediaan kain Sasirangan yang valid mencapai 198 data. Penelitian ini membagi data menggunakan rasio 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Berdasarkan rasio tersebut, sistem menggunakan 158 data sebagai data training untuk melatih model dan 40 data sebagai data testing untuk menguji kinerja model. Selanjutnya, sistem mengevaluasi 40 data testing tersebut untuk mengukur tingkat keandalan hasil klasifikasi. Gambar 3 dan Gambar 4 menampilkan data training dan data testing pada antarmuka sistem. Adapun tampilan data training dan data testing pada sistem ditunjukkan pada Gambar 3 dan 4.

No	Motif	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Agu	Sep	Mei	Nov	Des	Jumlah	Kategori	Menu
1	Sari Gading	50	60	90	80	75	70	90	80	85	45	60	65	850	rendah	
2	Bintang Berhambur	35	60	115	125	60	90	95	65	75	70	65	65	920	rendah	
3	Kulat Karikik	45	60	90	80	75	120	115	45	60	95	65	70	920	Sedang	
4	Awan Beriring	85	60	110	65	75	80	110	125	165	85	95	90	1145	Sedang	
5	Jumpatan	90	80	55	60	90	95	70	85	60	90	85	65	925	Sedang	
6	Kanglung Kaombakan	80	75	80	90	90	95	125	60	90	95	85	65	1030	tinggi	
7	Bayam Raja	90	65	45	120	90	90	115	50	90	95	80	90	1020	tinggi	
8	Getas	70	90	145	95	90	90	110	125	165	85	95	90	1250	tinggi	
9	Gigi Haruan	115	70	90	95	70	80	90	55	75	80	90	95	1005	tinggi	

Gambar 3. Data Training

No	Nama Pengujian	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Agu	Sep	Okt	Nov	Des	Kategori	Menu
1	Uji Koprinka, 10 Jun 25 12:56:29 Wib	95	90	65	70	85	95	75	75	95	65	90	90	sedang	
1	Uji Roos, 10 Jun 25 13:07:39 Wib	70	45	60	90	55	60	90	45	85	60	70	85	tinggi	
1	Uji Diyang, 10 Jun 25 13:09:47 Wib	80	55	90	60	55	85	75	70	60	45	95	60	tinggi	

Gambar 4. Data Testing

Implementasi K-Nearest Neighbor

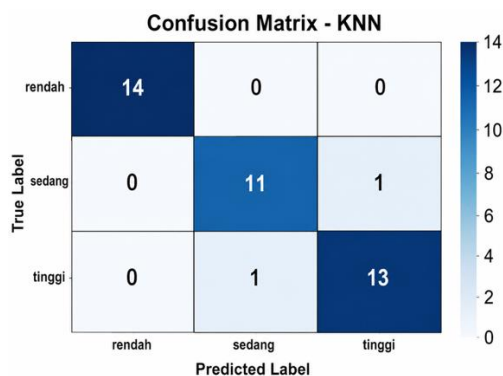
Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) di implementasi untuk klasifikasi persediaan kain berdasarkan motif kain dari masing-masing toko UMKM. Klasifikasi K-Nearest Neighbor menggunakan persamaan (1). Berdasarkan hasil perhitungan jarak Euclidean pada data persediaan kain sasirangan, nilai K=5 dipilih secara empiris karena mampu menjaga keseimbangan kinerja model dan mengurangi risiko overfitting maupun underfitting. Nilai K ganjil juga sesuai karena penelitian ini memiliki tiga kategori keputusan, yaitu tinggi, sedang, dan rendah, sehingga dapat mencegah hasil seri dalam proses majority voting. Hasil perhitungan tersebut menghasilkan bobot tetangga terdekat seperti ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi Persediaan Kain Sasirangan

Motif	Toko Referensi (5 Terdekat)	Bobot Euclidean (Terdekat)	Kategori Toko	Klasifikasi (K=5)
Sari Gading	Koprinka, Ady, Kayuh, Roos, Diyang	93.14, 78.58, 114.35, 164.46, 406.78	rendah, rendah, sedang, sedang, tinggi	sedang
Kangkung Kaombakan	Koprinka, Ady, Kayuh, Roos, Diyang	75.99, 103.20, 152.81, 145.77, 429.85	rendah, sedang, sedang, rendah, tinggi	sedang
Gigi Haruan	Koprinka, Ady, Kayuh, Roos, Diyang	75.00, 110.45, 145.77, 172.63, 468.48	tinggi, tinggi, rendah, tinggi, tinggi	tinggi
Kulat Karikit	Koprinka, Kayuh, Ady, Roos, Diyang	77.14, 133.70, 108.17, 150.67, 426.51	sedang, rendah, rendah, tinggi, sedang	rendah
Bayam Raja	Koprinka, Kayuh, Ady, Roos, Diyang	57.01, 128.74, 108.05, 133.79, 353.55	tinggi, rendah, sedang, tinggi, rendah	tinggi
Awan Bering	Koprinka, Ady, Kayuh, Roos, Diyang	87.46, 93.54, 466.95, 151.24, 424.08	sedang, sedang, tinggi, tinggi, rendah	sedang
Bintang Berhambur	Ady, Koprinka, Kayuh, Roos, Diyang	76.49, 80.47, 118.11, 182.00, 399.31	tinggi, sedang, rendah, tinggi, rendah	tinggi
Getas	Koprinka, Kayuh, Ady, Roos, Diyang	84.56, 120.21, 115.87, 158.35, 400.06	rendah, sedang, tinggi, sedang, tinggi	sedang
Jumputan	Kayuh, Koprinka, Ady, Roos, Diyang	90.69, 89.30, 107.12, 133.79, 403.14	tinggi, rendah, rendah, tinggi, rendah	rendah

Dari data toko kain sasirangan menghasilkan prediksi dari klasifikasi K-Nearest Neighbor dengan kategori persediaan kain yang memiliki masing-masing bobot atau nilai hasil perhitungan jarak Euclidean.

3.5 Evaluasi Model K-Nearest Neighbor
Evaluasi model hasil klasifikasi dilakukan menggunakan confusion matrix pada persamaan (2),(3),(4), dan (5) berdasarkan kategori persediaan tinggi, sedang, dan rendah pada kain sasirangan. Adapun confusion matrix persediaan kain sasirangan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Confusion Matrix Persediaan Kain Sasirangan

Berdasarkan hasil evaluasi, model K-Nearest Neighbors (KNN) pada klasifikasi persediaan kain sasirangan diuji menggunakan 40 data uji yang terdiri atas tiga kelas, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh accuracy, precision weighted, recall weighted, dan F1-score weighted sebesar 0,9500. Nilai precision macro, recall macro, dan F1-score macro juga cukup tinggi, yaitu 0,9484. Hasil ini menunjukkan bahwa model KNN memiliki kinerja klasifikasi yang sangat baik dan seimbang pada seluruh kelas.

Berdasarkan confusion matrix, model mengklasifikasikan 14 data kelas rendah dengan benar, 11 data kelas sedang dengan benar, dan 13 data kelas tinggi dengan benar. Kesalahan hanya terjadi pada 1 data kelas sedang yang diprediksi sebagai tinggi dan 1 data kelas tinggi yang diprediksi sebagai sedang. Secara keseluruhan, model KNN mampu memprediksi 38 dari 40 data secara tepat, sehingga model ini layak digunakan karena menunjukkan akurasi tinggi dan kesalahan klasifikasi yang rendah. Adapun hasil classification Report ditunjukkan pada Gambar 6.

CLASSIFICATION REPORT				
	precision	recall	f1-score	support
rendah	1.00	1.00	1.00	14
sedang	0.92	0.92	0.92	12
tinggi	0.93	0.93	0.93	14
accuracy			0.95	40
macro avg	0.95	0.95	0.95	40
weighted avg	0.95	0.95	0.95	40

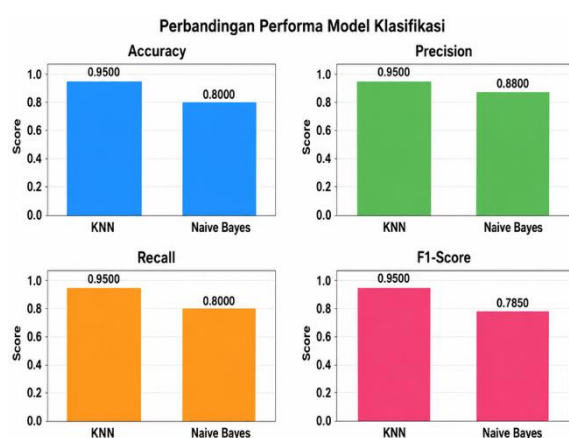
Gambar 6. Classification Report

Berdasarkan laporan perbandingan model klasifikasi persediaan kain sasirangan pada UMKM, model KNN memiliki performa lebih baik dibandingkan Naive Bayes (NB). Model KNN memperoleh nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score sebesar 0,9500 pada weighted average. Pada macro average, KNN memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 0,9484. Hasil tersebut menunjukkan bahwa KNN mampu mengklasifikasikan status persediaan dengan akurat, stabil, dan konsisten pada

setiap kategori. Sementara itu, model NB memperoleh accuracy sebesar 0,8000, precision sebesar 0,8800, recall sebesar 0,8000, dan F1-score sebesar 0,7850. Pada macro average, NB memperoleh precision sebesar 0,8667, recall sebesar 0,8095, dan F1-score sebesar 0,7833. Adapun hasil perbandingan model dapat dilihat pada Tabel 5 dan Gambar 7.

Tabel 5. Hasil Perbandingan Model

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
KNN	0.9500	0.9500	0.9500	0.9500
NB	0.8000	0.8800	0.8000	0.7850



Gambar 7. Grafik Perbandingan Performa Model

Dengan demikian, KNN unggul karena cocok untuk pola data sederhana dan bekerja baik pada data yang bersih serta terskala. NB memiliki kelebihan karena ringan dan cepat, tetapi performanya menurun jika fitur saling berkorelasi atau data numerik bersifat kompleks. Dengan demikian, KNN lebih layak digunakan dibandingkan NB dalam klasifikasi persediaan kain sasirangan.

4. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi persediaan kain Sasirangan berbasis web menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk mengelompokkan persediaan ke dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi. Penelitian menggunakan 198 data data

persediaan UMKM di Banjarmasin yang terdiri atas 158 data training dan 40 data testing. Hasil evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa KNN memperoleh accuracy sebesar nilai accuracy, precision, recall, F1-score sebesar 0,9500 pada weighted average dan pada macro average, KNN memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 0,9484. KNN menghasilkan performa terbaik dibandingkan Naive Bayes yang memperoleh accuracy sebesar 0,8000. Dengan demikian, model KNN lebih unggul daripada model NB dalam klasifikasi persediaan kain sasirangan pada UMKM. KNN memiliki kelebihan karena mudah dipahami, cocok untuk pola data sederhana, dan mampu bekerja baik jika data telah bersih serta terskala. Namun, KNN tetap memiliki kelemahan karena sensitif terhadap scaling data, fitur yang tidak relevan, dan pemilihan nilai k. Sebaliknya, NB memiliki kelebihan karena cepat, ringan, dan sesuai untuk dataset kecil, tetapi model ini kurang optimal jika fitur saling berkorelasi kuat atau data numerik bersifat kompleks. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya perlu meningkatkan kualitas dan jumlah data yang lebih besar agar hasil klasifikasi menjadi lebih representatif dan kuat, menyeleksi fitur yang relevan, serta mengoptimalkan nilai K melalui parameter tuning agar model menghasilkan nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. T. Nawawi and A. Suhendar, "Implementation of MSME Credit Loan Determination Using Machine Learning Technology with K-NN Algorithm," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 7, no. 3, pp. 217–221, Dec. 2024, doi: 10.33387/jiko.v7i3.9064.
- [2] S. F. Handayani and E. R. Mahendrawathi, "Antecedent and Business Process Management Non-

- Technical Capabilities in Social Media Implementation for Micro, Small and Medium Enterprises: A Conceptual Model,” in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2019, pp. 1114–1121. doi: 10.1016/j.procs.2019.11.223.
- [3] R. Za, A. Rahayu, E. Ahman, and L. A. Wibowo, “Innovation and Marketing Strategy for Batik Products in the Industrial Age 4.0,” *Int. J. Recent Technol. Eng.*, vol. 8, no. 2 Special Issue 9, pp. 554–561, Sep. 2019, doi: 10.35940/ijrte.B1116.0982S919.
- [4] N. Dewi Girsang and Muhathir, “Classification Of Batik Images Using Multilayer Perceptron With Histogram Of Oriented Gradient Feature Extraction,” in *PROC. INTERNAT. CONF. SCI. ENGIN*, Feb. 2021, pp. 197–204.
- [5] S. Kumar *et al.*, “Classification of Kimchi using Laser-Induced Breakdown Spectroscopy and K-Nearest Neighbors Modeling,” *J. Food Compos. Anal.*, vol. 136, pp. 1–9, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.jfca.2024.106742.
- [6] N. Zamri *et al.*, “River Quality Classification using Different Distances in K-Nearest Neighbors Algorithm,” in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2022, pp. 180–186. doi: 10.1016/j.procs.2022.08.022.
- [7] M. Kück and M. Freitag, “Forecasting of Customer Demands for Production Planning by Local K-Nearest Neighbor Models,” *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 231, pp. 1–22, Jan. 2021, doi: 10.1016/j.ijpe.2020.107837.
- [8] N. Suhandi, R. Gustriansyah, A. Destria, M. Amalia, and V. Kris, “Prediksi Kualitas Susu Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors Milk Quality Prediction Using The K-Nearest Neighbors Method,” vol. 14, no. 2, 2024, doi: 10.30700/sisfotenika.v14i2.430.
- [9] G. A. Sandag, N. E. Tedry, and S. Lolong, “Classification of Lower Back Pain Using K-Nearest Neighbor Algorithm,” in *The 6th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM 2018)*, Medan, Aug. 2018, pp. 1–5.
- [10] M. Ula, A. F. Ulva, I. Saputra, M. Mauliza, and I. Maulana, “Implementation of Machine Learning Using the K-Nearest Neighbor Classification Model in Diagnosing Malnutrition in Children,” *MULTICA Sci. Technol. J.*, vol. 2, no. 1, pp. 94–99, Apr. 2022, doi: 10.47002/mst.v2i1.326.
- [11] M. F. Setyawan, J. Devgan Oktawijaya, and S. Agustin, “Implementation of SVM in Soil Type Classification Using RGB Features,” vol. 14, no. 2, 2024, doi: 10.30700/sisfotenika.v14i2.452.
- [12] A. Zafra and E. Gibaja, “Nearest Neighbor-Based Approaches for Multi-Instance Multi-Label Classification,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 232, pp. 1–4, Dec. 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2023.120876.
- [13] Amelia, M. Asfi, and R. Fahrudin, “Implementation of K-Nearest Neighbor Method for Selection of New Employee Candidates (Case Study: CV. Syntax Corporation Indonesia),” *Eduvest-Journal Univers. Stud.*, vol. 4, no. 7, pp. 5742–5754, 2024, [Online]. Available: <http://eduvest.greenvest.co.id>
- [14] M. Danny, A. Muhidin, and A. Jamal, “Application of the K-Nearest Neighbor Machine Learning Algorithm to Product Sales of Best-Selling Products,” *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 4, no. 1, pp. 255–264, Jun. 2024, doi: 10.47709/brilliance.v4i1.4063.
- [15] P. Sahu, B. K. Singh, and N. Nirala, “Optimized K-Nearest Neighbors for Classification of Prosthetic Hand Movements using Electromyography Signal,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 133, pp. 1–15, Jul. 2024, doi:

- 10.1016/j.engappai.2024.108390.
- [16] S. Saifullah, D. B. Prasetyo, Indahyani, R. Drezewski, and F. A. Dwiyanto, "Palm Oil Maturity Classification Using K-Nearest Neighbors Based on RGB and L*a*b Color Extraction," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2023, pp. 3011–3020. doi: 10.1016/j.procs.2023.10.294.
- [17] W. Astuti *et al.*, "A Performance of K-Nearest Neighbor Classification in Paraphilia Disease," in *The 2nd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology (EIConCIT)*, IEEE, 2018, pp. 223–226.
- [18] R. K. Halder, M. N. Uddin, M. A. Uddin, S. Aryal, and A. Khraisat, "Enhancing K-nearest neighbor Algorithm: a Comprehensive Review and Performance Analysis of Modifications," *J. Big Data*, vol. 11, no. 1, pp. 1–55, Dec. 2024, doi: 10.1186/s40537-024-00973-y.
- [19] N. Hidayati and A. Hermawan, "K-Nearest Neighbor (K-NN) Algorithm with Euclidean and Manhattan in Classification of Student Graduation," *J. Eng. Appl. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 86–91, Aug. 2021, doi: 10.21831/jeatech.v2i2.42777.
- [20] X. Yan *et al.*, "Classification of Plastics using Laser-Induced Breakdown Spectroscopy Combined with Principal Component Analysis and K Nearest Neighbor Algorithm," *Results Opt.*, vol. 4, pp. 1–9, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.rio.2021.100093.
- [21] M. Tang, R. Pérez-Fernández, and B. De Baets, "Distance Metric Learning for Augmenting the Method of Nearest Neighbors for Ordinal Classification with Absolute and Relative Information," *Inf. Fusion*, vol. 65, pp. 72–83, Jan. 2021, doi: 10.1016/j.inffus.2020.08.004.
- [22] A. Belattmania, A. El Arrim, A. Ayouche, G. Charria, K. Hilmi, and B. El Moumni, "K Nearest Neighbors Classification of Water Masses in the Western Alboran Sea Using the Sigma-Pi Diagram," *Deep. Res. Part I Oceanogr. Res. Pap.*, vol. 196, pp. 1–26, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.dsr.2023.104024.
- [23] L. Pefrianti, I. R. Munthe, Irmayanti, and Masrizal, "Klasifikasi Tingkat Stres Mahasiswa Dalam Penyelesaian Tugas Akhir Menggunakan Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor," *J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 7, no. 1, pp. 129–137, 2026.
- [24] Okfalisa, Mustakim, I. Gazalba, and N. G. I. Reza, "Comparative Analysis of K-Nearest Neighbor and Modified K-Nearest Neighbor Algorithm for Data Classification," in *International Conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, IEEE, 2017, pp. 294–298.
- [25] J. Jang, "Bridge Frost Prediction Using K-Nearest Neighbor Classifier," *Open Transp. J.*, vol. 17, no. 1, pp. 1–8, Nov. 2023, doi: 10.2174/0126671212263648230921115634.