



KOMPARASI PERFORMA ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR DAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK KLASIFIKASI CITRA TEKSTUR TENUN

Budiman Baso¹

¹Universitas Timor, Jalan Km. 09, Kelurahan Sasi (Kota Kefamenanu 85613)

* Email Korespondensi: budimanbaso@gmail.com

INFO ARTIKEL

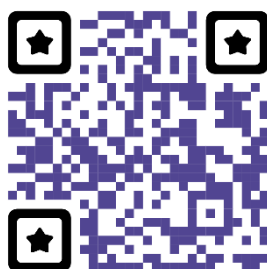
Sejarah Artikel:

Diterima Tgl. 17/07/2026

Diperbaiki Tgl. 23/07/2026

Disetujui Tgl. 24/07/2026

Tersedia daring Tgl. 24/07/2026



e-ISSN 2961-9009

p-ISSN 2963-1289

DOI:

<https://doi.org/10.64626/jukomtek.v5i2.723>

Abstract: The diversity of woven fabrics on Timor Island makes it difficult to distinguish between types of woven fabrics and their origins. Each region on Timor Island has its own woven fabric motifs that represent local culture. There are Timor woven motifs that look similar but have different types. Each motif and process of making weaving on Timor Island can describe the type and origin of the weaving. To distinguish Timor woven fabrics, it can be seen from the style of motifs or textures contained in Timor woven fabrics. Therefore, the pattern recognition of Timor woven motifs with the concept of classification is implemented using the K-Nearest Neighbor (KNN) and Support Vector Machine (SVM) classification algorithms based on texture feature extraction using the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). This study aims to compare the performance of the two classification algorithms. Several parameters are used to configure the KNN and SVM algorithms to determine the performance gap between the two algorithms. The experimental architecture was carried out on 500 images of Timor weaving with 4 motifs; the image dataset will be divided into 75% training data and 25% testing data using the hold-out validation method. From the experimental results, the KNN algorithm using Euclidean distance with 1 Neighbor obtained the best performance, with an Accuracy rate of 88.73%, Precision of 89.41%, Recall of 88.73%, and F1-Score of 89.07%.

Keywords:

Classification, Timor Weaving, Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM).

Abstrak: Beragamnya jenis kain tenun di Pulau Timor menyebabkan sulit dalam membedakan antara jenis kain tenun dan asalnya, setiap wilayah dipulau Timor memiliki motif kain tenunnya masing-masing yang menggambarkan budaya setempat. Terdapat motif kain tenun Timor yang terlihat mirip akan tetapi memiliki jenis yang berbeda. Setiap motif dan proses pembuatan tenun di pulau Timor dapat menggambarkan jenis dan asal dari tenun tersebut. Untuk membedakan kain tenun Timor dapat dilihat dari corak motif atau tekstur yang terkandung pada kain tenun Timor, oleh karena itu pengenalan pola motif tenun Timor dengan konsep klasifikasi diimplementasikan dengan algoritma klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM) berdasarkan ekstraksi fitur berbasis tekstur Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM). Penelitian ini bertujuan membandingkan performa dari kedua algoritma klasifikasi, beberapa parameter digunakan untuk mengkonfigurasi

	algoritma KNN dan SVM sehingga diketahui seberapa gap performa diantara kedua algoritma tersebut. Arsitektur percobaan dilakukan pada citra tenun timor sebanyak 500 data citra dengan 4 motif, dataset citra akan dibagi menjadi 75% data latih dan 25% data uji menggunakan metode <i>hold-out validation</i>. Dari hasil uji coba yang dilakukan algoritma KNN menggunakan <i>distance Euclidean</i> dengan jumlah <i>Neighbors</i> 1 memperoleh performa terbaik, dengan tingkat <i>Accuracy</i> sebesar 88,73%, <i>Precision</i> 89,418%, <i>Recall</i> 8,73 % dan <i>F1-Score</i> mencapai 89,07%. Kata Kunci: Klasifikasi, Tenun Timor, Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM), K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM).
	©2022. Diterbitkan oleh Jurnal Komputer dan Teknologi (JUKOMTEK). Artikel ini memiliki akses terbuka di bawah lisensi CC BY (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

PENDAHULUAN

Pulau Timor memiliki luas sekitar 30.777 km² yang terbagi menjadi wilayah Negara Timor Leste di bagian timur dan wilayah Negara Kesatuan Republik Indonesia (Provinsi Nusa Tenggara Timur) di bagian barat. Selain komoditas cendana, pulau ini kaya akan budaya menenun tradisional, yaitu teknik menyilangkan benang lusi dan pakan secara bergantian. Berdasarkan teknik pembuatannya, tenun Timor dikelompokkan menjadi tiga jenis: *Futus* (ikat), *Buna* (anyaman dua sisi sepadan), dan *Lotis/Sotis* (gaya sulam) (Baso et al., 2025). Keberagaman teknik ini menghasilkan variasi motif unik yang merepresentasikan jenis dan daerah asal masing-masing kain tenun tersebut (Siombo, 2019). Sebagai tradisi turun-temurun yang masih lestari di NTT, banyaknya variasi motif lokal ini menimbulkan tantangan tersendiri, di mana sebagian orang kerap mengalami kesulitan untuk mengidentifikasi jenis dan asal wilayah kain tenun secara tepat (Ubui et al., 2020). Secara visual, perbedaan antar-kain dapat diidentifikasi melalui corak motif dan karakteristik teksturnya. Sebagai contoh, teknik *Futus* menghasilkan degradasi warna yang khas pada motifnya, sementara teknik *Buna* dan *Sotis* memiliki kerapatan tekstur yang berbeda. Karakteristik visual yang sangat heterogen ini menjadi kendala mekanis ketika diaplikasikan pada sistem pengenalan pola otomatis, sehingga diperlukan eksplorasi algoritma komputasi yang optimal untuk mengenali karakteristik unik dari setiap motif tersebut (Baso & Suciati, 2020; Kelen & Baso, 2023).

Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan teknologi pengolahan citra digital dan algoritma kecerdasan buatan untuk mengklasifikasikan berbagai motif kain tenun tradisional di Indonesia. Sebagai contoh, Pusdita dan Lusiana (2025) melakukan deteksi pada 11 jenis

motif sarung tenun goyor botolan khas Kabupaten Pematang menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) berbasis MATLAB dengan ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 70,45% (Pusdita & Lusiana, 2025). Selain fokus pada tekstur sarung, klasifikasi objek spesifik pada kain tradisional juga menjadi perhatian penting. Budiati et al. (2023) memanfaatkan parameter geometris seperti *metric* dan *eccentricity* untuk mengidentifikasi pola objek seperti manusia, ayam, singa, dan kuda pada kain tenun Sumba menggunakan algoritma KNN, di mana sistem berhasil mencapai akurasi sebesar 88,57% (Budiati et al., 2023).

Optimasi akurasi klasifikasi berbasis karakteristik tekstur kain kemudian dikembangkan lebih lanjut pada beberapa studi wilayah lain. Menggunakan metode GLCM untuk mengukur aspek kontras, energi, dan homogenitas, Kaya (2022) berhasil mengklasifikasikan motif *kawuru* dan *kombu* pada kain tenun Sumba Timur dengan akurasi sempurna mencapai 100% menggunakan variasi nilai $k = 1, 3$, dan 5 (Kaya et al., 2022). Tren pemanfaatan sistem cerdas ini juga diimplementasikan untuk pelestarian budaya di wilayah Maluku oleh Tomasila et al. (2024), yang merancang sistem klasifikasi untuk 7 jenis motif tenun ikat Tanimbar (Tomasila et al., 2024). Melalui kombinasi segmentasi *Otsu Thresholding*, perhitungan jarak *Hamming Distance*, ekstraksi fitur GLCM lengkap, serta algoritma KNN ($n_neighbors = 5$), penelitian tersebut mampu menghadirkan analisis klasifikasi yang presisi dan adaptif terhadap variasi motif daerah.

Optimasi klasifikasi kain tradisional juga dikembangkan lebih lanjut melalui eksplorasi ekstraksi fitur berbasis tekstur dan representasi fitur mendalam (*deep features*). Menggunakan parameter tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) berupa kontras, korelasi, energi, dan homogenitas, Kanisius dkk. (2024) mengklasifikasikan empat jenis sarung adat Ile Ape menggunakan 600 citra dataset. Melalui pengujian variasi kernel pada algoritma *Support Vector Machine* (SVM), studi tersebut membuktikan bahwa kernel *Gaussian* (RBF) menghasilkan performa terbaik dengan tingkat akurasi mencapai 97% (Napulun et al., 2024). Di sisi lain, ekspansi klasifikasi wastra tradisional dengan skala data yang lebih masif diterapkan pada motif Ulos Batak oleh Jurnal 2 (2024), yang merancang pengenalan untuk 6 jenis motif berbeda. Melalui integrasi arsitektur *transfer learning* ResNet50 sebagai ekstraktor fitur otomatis dan perluasan data hingga 13.712 citra, kombinasi *hybrid* ResNet50 dan SVM mencatatkan akurasi sempurna sebesar 100% serta mengungguli performa algoritma KNN (Perdana et al., 2025). Serangkaian studi yang ada membuktikan bahwa integrasi ekstraksi fitur tekstur dan algoritma klasifikasi, khususnya KNN dan SVM, memiliki potensi yang sangat tinggi dalam mengenali serta melestarikan karakteristik visual kain tenun nusantara.

Mengacu pada studi-studi terdahulu yang membuktikan keandalan fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) serta algoritma KNN dan SVM dalam mengenali pola tekstur, maka penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja algoritma KNN dan SVM berbasis fitur tekstur GLCM untuk mengklasifikasikan ragam citra motif kain tenun Timor.

LANDASAN TEORI

Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

GLCM adalah metode ekstraksi fitur tekstur yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar-piksel berdasarkan orientasi arah dan jarak tertentu (Herlina Ullu et al., 2022). Fitur statistik orde kedua yang digunakan meliputi:

Contrast (Cont): Mengukur perbedaan derajat keabuan pada citra, persamaan 1.

$$Con = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_{(i,j)} \quad (1)$$

Correlation (Corr): Mengukur keterkaitan linear dari tingkat keabuan citra, persamaan 2.

$$Cor = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) p_{(i,j)}}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2)$$

Energy (Ener): Mengukur keseragaman atau kemiripan intensitas pada citra, persamaan 3.

$$Energy = \sum_i \sum_j p_{(i,j)}^2 \quad (3)$$

Homogeneity (Hom): Mengukur kedekatan distributif elemen matriks terhadap diagonal GLCM.

$$Hom = \sum_i \sum_j \frac{p_{(i,j)}}{i + |i - j|} \quad (4)$$

K-Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest Neighbor (KNN) melakukan klasifikasi objek berdasarkan jarak terdekat (tetangga) terhadap data sampel. Tahapannya meliputi penentuan nilai k , perhitungan jarak ke seluruh sampel, dan penentuan kelas mayoritas dari k -tetangga terdekat (Baso & Risald, 2023). Eksperimen ini menguji variasi jumlah tetangga (*Neighbors*) 1, 3, dan 5, dengan dua metrik jarak (*Distance*) dalam penelitian ini, metrik jarak *Euclidean* dan *Cosine* pada penelitian ini (Baso & Risald, 2023). Persamaan berikut merupakan metrik jarak *Euclidean* (5) dan *Cosine* (6);

$$d = \sqrt{(x_2 - y_1)^2 + (x_2 - y_1)^2} \quad (5)$$

$$d_{st} = \left(1 - \frac{x_s y'_t}{\sqrt{(x_s x'_s)(y_t y'_t)}} \right) \quad (6)$$

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) berfokus pada pencarian hyperplane optimal untuk memisahkan objek antar-kelas. Untuk data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, digunakan fungsi kernel untuk memetakan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi (Baso et al., 2025). Fungsi-fungsi kernel standar yang digunakan meliputi kernel *Linear*, *Polynomial*, dan *Radial Basis Function* (RBF) seperti yang didefinisikan berturut-turut pada Persamaan (7), (8), dan (9);

$$K_{Linear}(x, y) = x^T y \quad (7)$$

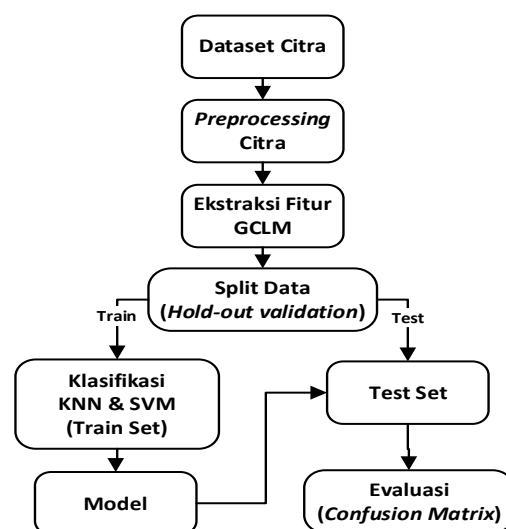
$$K_{Polynomial}(x, y) = (x^T y + c)^d \quad (8)$$

$$K_{RBF}(x, y) = \exp(-\gamma ||x - y||^2) \quad (9)$$

Karena arsitektur dasar SVM sejatinya dirancang untuk klasifikasi biner, pengenalan multi-kelas citra tenun (4 kelas motif) diselesaikan menggunakan dua pendekatan, yaitu *One Versus One* (OVO) dan *One Versus All* (OVA). Pendekatan OVA melatih sebanyak N model pengklasifikasi biner dengan memberikan label positif pada satu kelas target dan label negatif pada seluruh kelas lainnya. Sebaliknya, pendekatan OVO melatih model pengklasifikasi biner untuk setiap pasang kombinasi kelas yang unik, sehingga menghasilkan sebanyak $\frac{N(N-1)}{2}$ buah model latih (Baso & Risald, 2025; Meidianingsih, 2022).

METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini dirancang secara sistematis melalui beberapa tahapan utama: pengumpulan dataset, *preprocessing*, ekstraksi fitur tekstur, pembagian data (*split dataset*), pelatihan model (*training*), hingga evaluasi performa model. Alur metodologi ditunjukkan pada Gambar 1.

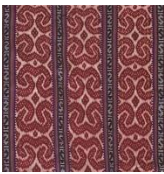
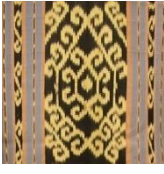


Gambar 1. Alur metodologi penelitian

Dataset Tenun

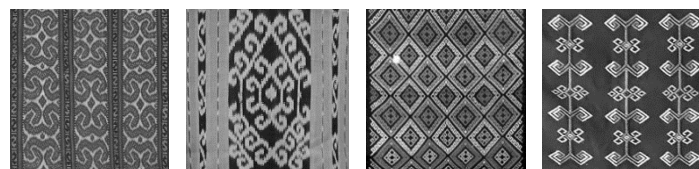
Dataset yang digunakan terdiri dari 500 citra digital tenun tradisional Timor yang terdistribusi secara seimbang (125 citra per kelas) ke dalam 4 kelas motif khas: Kaimafafa, Kemak, Mabuna, dan Nunkolo. Distribusi kuantitas data disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Pada Setiap Kelas Tenun

No	Citra Tenun	Kelas Motif	Jumlah
1		Kaimafafa	125
2		Kemak	125
3		Mabuna	125
4		Nunkolo	125
Total Data Tenun			500

Preprocessing

Tahap awal setelah akuisisi data adalah *preprocessing*, di mana citra konvensional RGB dikonversi menjadi citra *grayscale*. Tahapan ini wajib dilakukan karena proses ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) hanya dapat berjalan pada citra berskala keabuan. Hasil konversi dapat dilihat pada Gambar 2.



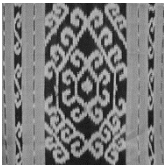
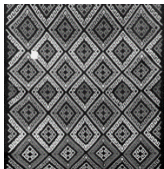
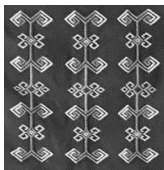
Gambar 2. Hasil *Preprocessing* Citra Tenun Timor

Ekstraksi Fitur

Karakteristik unik dari setiap motif diekstraksi menggunakan metode GLCM untuk merekam hubungan spasial antar-piksel berdasarkan variasi jarak (*displacement*) dan sudut orientasi tertentu. Fitur statistik orde kedua yang diambil meliputi *Contrast* (Cont), *Correlation* (Corr),

Energy (Ener), dan *Homogeneity* (Hom). Rata-rata nilai fitur untuk tiap motif disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Fitur GCLM Pada Setiap Kelas Motif Tenun

No	Kelas Motif Tenun	Fitur GCLM			
		<i>Cont</i>	<i>Corr</i>	<i>Ener</i>	<i>Hom</i>
1	 Kaimafafa	0.717	0.755	0.108	0.751
2	 Kemak	0.200	0.962	0.163	0.907
3	 Mabuna	1.651	0.809	0.049	0.672
4	 Nunkolo	0.183	0.966	0.412	0.916

Split Dataset

Vektor fitur hasil ekstraksi GLCM dari 500 citra kemudian dibagi ke dalam dua subset data independen menggunakan metode *hold-out validation*. Pembagian dilakukan secara acak (*random sampling*) dengan proporsi rasio 75% sebagai data latih (*training set*) dan 25% sebagai data uji (*testing set*). Melalui skema ini, diperoleh sebanyak 375 data yang dialokasikan untuk fondasi pembelajaran model, dan 125 data yang sepenuhnya diisolasi untuk keperluan pengujian objektivitas model.

Pembentukan dan Training Model Klasifikasi

Vektor fitur pada 75% data latih diumpankan ke dalam proses komputasi untuk membentuk model klasifikasi. Proses *training* dilakukan menggunakan tiga algoritma supervisi yang berbeda, yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN), dan *Support Vector Machine* (SVM).

Selama pelatihan, model dikonfigurasi dengan variasi hiperparameter (seperti nilai *k* pada KNN dan jenis kernel pada SVM) guna mengeksplorasi batas keputusan (*decision boundary*) terbaik yang mampu memisahkan kluster fitur keempat motif tenun Timor.

Perhitungan Performa

Langkah terakhir adalah menguji keandalan model menggunakan 25% data uji yang sebelumnya tidak terlibat dalam pelatihan. Hasil prediksi model dibandingkan dengan label aktual (*ground truth*), kemudian diukur secara kuantitatif berdasarkan matriks evaluasi standar melalui persamaan berikut:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (7)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

$$F1\ Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (10)$$

Keterangan: TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*), dan FN (*False Negative*) (Rasendriya et al., 2025; Rasyid et al., 2026). Analisis ini digunakan untuk menentukan algoritma mana yang paling unggul dan adaptif dalam mengenali motif tenun Timor secara digital.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam melakukan klasifikasi tenun Timor berbasis citra, proses awal adalah *preprocessing*, pada tahapan *preprocessing* ini citra tenun Timor dikonversi dari citra RGB menjadi citra *grayscale*. Citra inputan awal adalah citra RGB harus di konversi karena proses ekstraksi fitur dengan GLCM berjalan pada citra *grayscale*. Hasil ekstraksi fitur GLCM yang didapatkan berupa fitur *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity*.

Hasil Klasifikasi KNN

Berdasarkan perhitungan performa yang dilakukan, algoritma KNN dengan *distance Euclidean* dan jumlah *Neighbors* 1 memperoleh performa terbaik, dengan tingkat *Accuracy* sebesar 88,73%, *Precision* 89,41%, *Recall* 88,73 % dan *F1-Score* mencapai 89,07%. Perbedaan performa cukup signifikan dikarenakan jumlah *Neighbors* yang digunakan cukup berpengaruh terhadap hasil yang diperoleh, dari percobaan yang dilakukan semakin banyak jumlah *Neighbors* menyebabkan hasil yang diperoleh semakin menurun. Begitu juga dengan penggunaan *Distance, Euclidean* selalu memperoleh hasil terbaik dibandingkan dengan *Cosine* pada setiap jumlah *Neighbors* yang diujicobakan. KNN dengan *Euclidean Distance* dengan jumlah *Neighbors* 1 akan dibandingkan performanya dengan SVM dan Naïve Bayes pada proses klasifikasi tenun.

Tabel 3. Performa KNN

No	Metrik	Distance		Number Neighbors
		Euclidean	Cosine	
1	Accuracy	88.73	83.96	1 Neighbors
	Precision	89.41	84.77	
	Recall	88.73	83.92	
	F1-score	89.07	84.35	
2	Accuracy	83.15	79.95	3 Neighbors
	Precision	84.13	81.24	
	Recall	83.11	79.89	
	F1-score	83.62	80.56	
3	Accuracy	80.78	76.76	5 Neighbors
	Precision	81.28	77.79	
	Recall	80.75	76.69	
	F1-score	81.01	77.24	

Tabel 3 menunjukkan hasil performa dari algoritma KNN, NN adalah *Number Neighbors* (Jumlah *Neighbors*). Algoritma KNN menggunakan *Distance Euclidean* dengan 1 *Neighbors* memiliki performa terbaik.

Hasil Klasifikasi SVM

Tabel 4 menunjukkan performa algoritma SVM. SVM dengan kernel *Polynomial* memiliki performa terbaik jika dibandingkan dengan kernel lain. Semua metric performa dari kernel *Polynomial* mengungguli kernel yang lain.

Tabel 4. Performa SVM

No	Metrik	Metode		Kernel
		OneVsOne	OneVsAll	
1	Accuracy	72.34	73.89	Linear
	Precision	72.35	73.70	
	Recall	72.34	73.89	
	F1-score	72.35	73.80	
2	Accuracy	81.32	80.83	Polynomial
	Precision	81.96	81.71	
	Recall	81.32	80.83	
	F1-score	81.64	81.27	
3	Accuracy	79.83	77.28	RBF (Radial Basis Function)
	Precision	80.61	78.89	
	Recall	79.83	77.28	
	F1-score	80.22	78.08	

Pada proses klasifikasi tenun Timor dengan menggunakan algoritma SVM, parameter yang diujicobakan adalah jenis kernel yang digunakan, sedangkan metode multi class yang diujicobakan adalah OVO (*One Versus One*) dan OVA (*One Versus All*). Komposisi parameter algoritma SVM dengan penggunaan kernel *Polynomial* dan metode *multi class* OVO mendapatkan hasil terbaik dengan tingkat *Accuracy* mencapai 81,32%, *Precision* 81,96%, *Recall* 81,32% dan *F1-Score* sebesar 81,64%. Hasil klasifikasi menggunakan algoritma SVM

dengan kernel *Polynomial* dengan metode *multi class* OVO akan dibandingkan performanya dengan algoritma klasifikasi KNN dan Naïve Bayes.

Perbandingan Performa

Dari hasil percobaan yang dilakukan menunjukkan perbandingan performa antara algoritma KNN, SVM, dan Naïve Bayes. Pada penelitian ini memilih KNN dengan *Euclidean Distance* dan jumlah *Neighbors* 1 dikarenakan memiliki performa terbaik dibandingkan KNN dengan parameter lainnya. Sedangkan untuk algoritma SVM, penelitian ini memilih SVM dengan kernel *Polynomial* dengan metode *multi class* OVO karena memiliki performa terbaik diantara SVM dengan parameter lainnya.. Tabel 6 menunjukkan hasil perbandingan performa antara algoritma KNN, dan SVM.

Tabel 5. Perbandingan Performa

Metrik	Algoritma	
	KNN Inn - Euclidean	SVM - OVO Polynomial
Accuracy	88.73	81.32
Precision	88.73	81.32
Recall	89.41	81.96
F1-score	89.07	81.64

Pada percobaan dengan algoritma KNN mendapatkan performa terbaik, dengan parameter yang digunakan adalah jumlah *Neighbors* 1 dengan *distance Euclidean*, tingkat *Accuracy* yang diperoleh sebesar 88,73%, *Precision* 89,41%, *Recall* 88,73% dan *F1-Score* mencapai 89,07%. *Confusion Matrix* hasil klasifikasi KNN 1 *Neighbors* dengan *Euclidean Distance* dapat dilihat pada Gambar 3.

True Class	Kaimafafa	25	5	1		80.6%	19.4%
	Kemak	1	31			96.9%	3.1%
	Mabuna	1	1	26	3	83.9%	16.1%
	Nunkolo		1	1	29	93.5%	6.5%
		92.6%	81.6%	92.9%	90.6%		
		7.4%	18.4%	7.1%	9.4%		
		Kaimafafa	Kemak	Mabuna	Nunkolo		
		Predicted Class					

Gambar 3. *Confusion Matrix* Hasil KNN 1 *Neighbors* dengan *Euclidean Distance*

Selanjutnya performa terbaik berikutnya diperoleh algoritma SVM dengan metode *multi class* OVO menggunakan Kernel *Polynomial*, tingkat *Accuracy* yang diperoleh sebesar 81,32%, *Precision*

81,96%, *Recall* 81,32% dan *F1-Score* mencapai 81,64%. *Confusion Matrix* hasil klasifikasi SVM dapat dilihat pada Gambar 4.

True Class	Kaimafafa	30	13	6		61.2%	38.8%
	Kemak	4	47			92.2%	7.8%
	Mabuna			45	6	88.2%	11.8%
	Nunkolo	2		6	41	83.7%	16.3%
		83.3%	78.3%	78.9%	87.2%		
		16.7%	21.7%	21.1%	12.8%		
		Kaimafafa	Kemak	Mabuna	Nunkolo		
		Predicted Class					

Gambar 4. *Confusion Matrix* Hasil SVM
Multi Class OVO dengan Kernel *Polynomial*

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa integrasi metode ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dengan algoritma klasifikasi mampu mengenali pola motif kain tenun Pulau Timor secara digital. Hasil analisis perbandingan menunjukkan bahwa algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan dengan *Support Vector Machine* (SVM). Konfigurasi KNN terbaik diperoleh menggunakan metrik jarak *Euclidean Distance* dengan jumlah tetangga $K = 1$ (1-NN), yang berhasil mencatatkan tingkat akurasi sebesar 88,73%, presisi 89,41%, *recall* 88,73%, dan *F1-score* 89,07%. Di sisi lain, performa optimal algoritma SVM diperoleh melalui penerapan *Kernel Polynomial* dengan pendekatan multi-kelas *One Versus One* (OVO) yang menghasilkan akurasi sebesar 81,32%. Penelitian ini membuktikan bahwa karakteristik tekstur lokal pada motif tenun Timor cenderung membentuk kluster yang padat dan berdekatan, sehingga metode pencarian tetangga terdekat ($K = 1$) bekerja lebih sensitif dan efektif dalam memisahkan kelas motif dibandingkan pendekatan *hyperplane* pada SVM.

DAFTAR PUSTAKA

- Baso, B., & Risald. (2023). *Perbandingan distance space pada k-nearest neighbors dalam klasifikasi citra biji kopi timor berdasarkan ekstraksi fitur gray level co-occurrence matrix*. 6, 491–498. <https://doi.org/10.37600/tekinkom.v6i2.727>
- Baso, B., & Risald. (2025). PRESERVATION OF THROUGH PATTERN RECOGNITION USING A COMBINATION OF GLCM, LBP, AND SVM MULTICLASS. *JITK*, 11(1), 36–43. <https://doi.org/10.33480/jitk.v11i1.6171>

- Baso, B., Risald, & Huda, N. (2025). *HYBRID ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK HYBRID ALGORITHM OF A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK WITH A SUPPORT VECTOR MACHINE FOR THE CLASSIFICATION*. 12(6), 1233–1242.
- Baso, B., & Suciati, N. (2020). Temu Kembali Citra Tenun Nusa Tenggara Timur menggunakan Esktraksi Fitur yang Robust terhadap Perubahan Skala, Rotasi, dan Pencahayaan. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(2), 349. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2020722002>
- Budiati, H., Himamunanto, A. R., & Bolo. (2023). *Identifikasi Pola Obyek Kain Tenun Sumba dengan Menggunakan Metode*. 1(1), 1–7. <https://doi.org/10.30812/upgrade.v>
- Herlina Ullu, H., Baso, B., Manek, P. G., & Chrisinta, D. (2022). Ekstraksi Fitur Berbasis Tekstur Pada Citra Tenun Timor Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). In *Journal of Information and Technology Unimor* (Vol. 2, Issue 2, pp. 70–74). <https://doi.org/10.32938/jitu.v2i2.3245>
- Kaya, J. U., Wira, K., & Sumba, W. (2022). Klasifikasi Motif Kain Tenun menggunakan K-Nearest Neighbor Berdasarkan Gray Level Co-occurrence Matrix. *Jurnal Informatika Dan Teknologi Komputer (J-ICOM)*, 03(II), 73–76. <https://doi.org/https://doi.org/10.33059/j-icom.v3i2.5114>
- Kelen, Y. P. K., & Baso, B. (2023). Klasifikasi Tenun Timor Menggunakan Metode SVM Berdasarkan Speeded Up Robust Features. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 10(6), 1353–1360. <https://doi.org/10.25126/jtiik.1067625>
- Meidianingsih, Q. (2022). Analisis Perbandingan Performa Metode Ensemble Dalam Menangani Imbalanced Multi-Class. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 13–21.
- Napulun, K., Istiadi, I., & Yuniar Rahman, A. (2024). Klasifikasi Jenis Sarung Adat Ile Ape Menggunakan Glcm Dan Svm. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 7196–7203. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10223>
- Perdana, E., Ihsan, K., Pramudya, R. A., Permana, R. E., Informasi, S., Utara, S., Batak, U., Machine, S. V., & Neighbors, K. (2025). *KLASIFIKASI CITRA ULOS BATAK MENGGUNAKAN METODE SVM DAN KNN DENGAN EKSTRAKSI FITUR BERBASIS RESNET50*. 9(5), 8711–8718.
- Pusdita, T., & Lusiana, V. (2025). Deteksi Motif Sarung Tenun Goyor Botolan Kabupaten Pemalang Menggunakan Metode KNN. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 10(1), 473–481.

-
- Rasendriya, R., Marundrury, A. O., Jumadi, Y. L., & Kuswanto, A. D. (2025). *MEMPREDIKSI KELULUSAN SISWA MENGGUNAKAN ORANGE*. 60–71.
- Rasyid, N. C., Karman, J., Hidayat, A. T., Oktavia, H., & Wijaya, L. (2026). *KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT BUAH MANGGA BERBASIS DEEP LEARNING MENGGUNAKAN ARSITEKTUR RESNET DAN*. 31626, 166–176.
- Siombo, M. R. (2019). Kearifan Lokal Dalam Proses Pembuatan Tenun Ikat Timor (Studi Pada Kelompok Penenun Di Atambua-Ntt). *Bina Hukum Lingkungan*, 4(1), 97. <https://doi.org/10.24970/bhl.v4i1.88>
- Tomasila, G., Sumah, J., & Siwalette, R. (2024). Teknologi sistem cerdas untuk mengklasifikasi motif tenun ikat tanimbar menggunakan metode k-nearest neighbor. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 9(4), 2333–2348. <https://doi.org/https://doi.org/10.29100/jupi.v9i4.6689>
- Ubui, F., Ledi, R., Kusmanto, B., & Agustito, D. (2020). *Identifikasi Etnomatematika pada Motif Kain Tenun Sumba Barat*. 8(1), 87–95.