

Klasifikasi Citra Keris Bali Menggunakan Ekstraksi Fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dengan KNN Klasifier (*K-Nearest Neighbor*)

Ni Luh Putu Sri Utami¹, I Gede Aris Gunadi², Gede Indrawan³

^{1,3}Program Studi S2 Ilmu Komputer Universitas Pendidikan Ganesha, Jalan Udayana No. 11, Singaraja, Indonesia

²Program Studi S2 Ilmu Komputer / Prodi S1 Fisika, Universitas Pendidikan Ganesha, Jalan Udayana No. 11, Singaraja, Indonesia

e-mail: niputusriutami02@gmail.com¹, igedearisgunadi@undiksha.ac.id², gindrawan@undiksha.ac.id³

Received : July, 2025

Accepted : August, 2025

Published : August, 2025

Abstract

Pamor is a distinctive pattern on the blade of a keris formed through folded metal forging techniques, carrying aesthetic and philosophical values in Balinese culture. Manual identification of pamor often leads to errors due to the similarity of patterns and names among its types. This study aims to develop an automatic classification system for Balinese keris pamor using digital image processing. The dataset was obtained from the Bali Keris Museum consisting of 26 original images, which were pre-processed through cropping, grayscale conversion, and resizing. To balance the dataset, image augmentation was applied by rotating 45°, 90°, and 180°, resulting in 250 images evenly distributed across five pamor classes: tiban, miring, puntiran, tambal, and gedheg. Texture features were extracted using the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) with parameters of contrast, correlation, energy, and homogeneity. These features were then classified using the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm with K values of 7, 9, and 11. The results indicate that K = 7 achieved the highest accuracy of 80%, while K = 9 obtained 78% and K = 11 decreased to 68%. This finding confirms that the selection of the K parameter significantly influences classification performance, and that the combination of GLCM and KNN can effectively support the automatic and objective identification of Balinese keris pamor.

Keywords: Balinese keris, classification, GLCM, KNN, pamor.

Abstrak

Pamor adalah pola khas pada bilah keris yang terbentuk dari teknik tempa lipat logam dan memiliki nilai estetika serta filosofi dalam budaya Bali. Identifikasi pamor secara manual sering menimbulkan kesalahan karena adanya kemiripan pola dan nama antar jenis pamor. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi pamor keris Bali berbasis pengolahan citra digital. Data penelitian diperoleh dari Museum Keris Bali berupa 26 citra asli, kemudian dilakukan praproses meliputi cropping, grayscale, dan penyesuaian ukuran. Untuk menambah jumlah data dilakukan augmentasi rotasi sebesar 45°, 90°, dan 180° sehingga total data mencapai 250 citra dengan distribusi seimbang pada lima kelas pamor: tiban, miring, puntiran, tambal, dan gedheg. Fitur tekstur diekstraksi menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dengan parameter kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Hasil ekstraksi digunakan sebagai input klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dengan variasi nilai K 7, 9, dan 11. Hasil pengujian menunjukkan bahwa K 7 menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 80%, sedangkan K 9 memperoleh 78% dan K 11 turun menjadi 68%. Penelitian ini menegaskan bahwa pemilihan parameter K sangat memengaruhi performa klasifikasi, serta sistem berbasis GLCM dan KNN dapat diandalkan untuk mendukung identifikasi pamor keris Bali secara otomatis dan objektif.

Kata Kunci: GLCM, KNN, klasifikasi, keris Bali, pamor.

1. PENDAHULUAN

Keris merupakan salah satu peninggalan budaya bangsa yang sangat tinggi nilainya. Mulai dari ide, proses pembuatan sampai pada saat ketika sudah menjadi keris secara utuh bahkan sampai usia keris yang semakin tua pun tidak diragukan lagi mengenai tingginya nilai seni keris, bahkan dari pangkal sampai ujungnya, nilai seni dari sebilah keris dapat dirasakan [1]. Proses pembuatan keris melibatkan keahlian tinggi dan kreativitas para pandai besi. Hiasannya yang indah dengan ukiran-ukiran artistik mencerminkan keindahan dan keunikan seni rupa masyarakat Indonesia. Filosofi dan spiritualitas juga melimpah dalam keris. Simbol-simbol yang terdapat pada keris memiliki makna yang mendalam, mengajarkan manusia tentang siklus kehidupan, keseimbangan, dan hubungan manusia dengan alam dan kekuatan yang lebih besar [2]. Keris memiliki beberapa bagian pada *bilahnya*, seperti *pamor*, *gandik*, dan *luk*. *Pamor* dipilih sebagai ciri khas keris karena memiliki pola unik dan warna yang mencolok dibagian *bilahnya*, sehingga lebih mudah dikenali dan dianalisis. Pada keris Bali, *pamor* dibagi menjadi beberapa jenis, yaitu *pamor tiban*, *pamor rekan miring*, *pamor rekan puntiran*, *pamor rekan tambal*, dan *pamor rekan gedheg* (Pande Wayan Suteja Neka dan Basuki Teguh Yuwono). Meskipun demikian, proses klasifikasi *pamor* secara manual masih memiliki keterbatasan dan berpotensi menimbulkan kesalahan, mengingat tidak semua orang memiliki kemampuan untuk mengenali ciri khas dari masing-masing jenis *pamor*. Menindaklanjuti permasalahan yang ditemukan, studi ini berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi *pamor* keris Bali secara otomatis dengan menerapkan metode pengolahan citra digital.

Penelitian terdahulu berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi keris Bali dengan cakupan yang luas, meliputi potongan atas, potongan bawah, bagian ricikan, hingga pola *pamor* pada bilah keris. Metode yang digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN) karena kemampuannya dalam mengenali pola visual yang kompleks dan mendalam. Dataset penelitian dibangun melalui akuisisi citra beresolusi tinggi (24 MP)

yang diperoleh dari Museum Keris Bali dan koleksi pribadi, kemudian setiap citra diberi label dengan validasi pakar keris untuk menjamin keakuratan klasifikasi. Penelitian ini tidak hanya menghasilkan sistem klasifikasi berbasis CNN, tetapi juga menargetkan terbentuknya dataset digital keris Bali yang lengkap dan terdokumentasi, sehingga dapat digunakan sebagai arsip akademik sekaligus media pelestarian budaya. Evaluasi kinerja sistem dilakukan dengan mengukur akurasi, presisi, error rate, dan F-score, sedangkan luaran penelitian diarahkan pada publikasi ilmiah baik di jurnal nasional terakreditasi maupun jurnal internasional bereputasi. Selain itu, penelitian ini diproyeksikan berada pada Tingkat Kesiapan Teknologi (TKT) level 3, yakni tahap uji coba metode dalam skala laboratorium [3]. Berbeda dengan Penelitian ini difokuskan pada klasifikasi motif *pamor* keris Bali dengan memanfaatkan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) sebagai teknik ekstraksi fitur tekstur dan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk proses klasifikasi. Data yang digunakan terdiri dari 26 citra *pamor* asli yang kemudian di-*augmentasi* melalui rotasi dan transformasi hingga menjadi 50 citra dengan distribusi seimbang pada lima kelas *pamor*, yaitu *pamor tiban*, *pamor miring*, *pamor puntiran*, *pamor tambal*, dan *pamor gedheg*, jumlah keseluruhan data citra yang digunakan menjadi 250 citra. Pemilihan metode GLCM dilakukan karena kemampuannya dalam menangkap karakteristik tekstur citra, sementara KNN dipilih sebagai algoritma klasifikasi sederhana yang efektif pada dataset berukuran kecil hingga menengah. Penelitian ini bertujuan menghadirkan sistem klasifikasi *pamor* yang lebih sistematis, objektif, dan akurat, sekaligus berkontribusi pada upaya pelestarian budaya Bali melalui otomatisasi pengenalan motif *pamor* keris sebagai salah satu warisan budaya Indonesia.

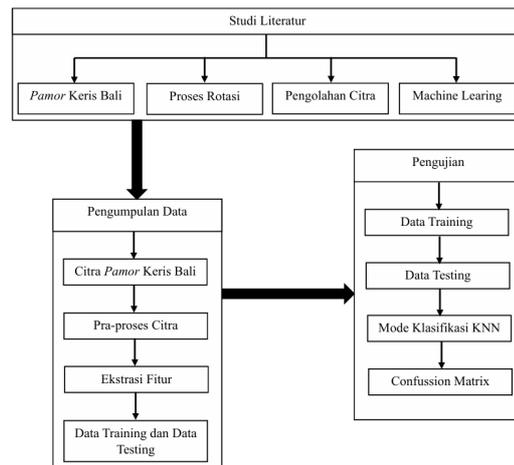
Penelitian terkait metode GLCM dan KNN telah dilakukan sebelumnya. Salah satunya adalah hasil klasifikasi jenis daging menggunakan ekstraksi ciri tekstur GLCM dan Local Binary Pattern (LBP), di mana metode GLCM memperoleh akurasi 75,6%, sementara metode LBP lebih tinggi yaitu 85,6% [4]. Penelitian lain yang menggunakan metode KNN adalah

deteksi motif sarung tenun goyor botolan Kabupaten Pemalang, yang memperoleh nilai akurasi 70,45% [5].

Merujuk pada hasil-hasil penelitian terdahulu, penelitian ini terdorong untuk mengembangkan sebuah sistem klasifikasi pamor keris Bali berbasis pengolahan citra digital. Pamor merupakan pola khas pada bilah keris yang terbentuk dari teknik tempa lipat logam dan menjadi identitas penting dalam membedakan jenis keris. Selama ini, proses identifikasi pamor masih dilakukan secara manual sehingga berisiko menimbulkan subjektivitas dan kesalahan, terutama karena kemiripan bentuk antarjenis pamor. Oleh karena itu, diperlukan sistem klasifikasi yang lebih sistematis, objektif, dan berbasis teknologi. Dalam penelitian ini, metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur citra pamor, sedangkan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) digunakan untuk klasifikasi. Pemilihan metode ini didasarkan pada kemampuannya mengolah dataset berukuran kecil hingga menengah serta kesederhanaannya dalam penerapan. Implementasi sistem dilakukan dengan memanfaatkan perangkat lunak Matlab dan Python yang memiliki pustaka kuat untuk analisis numerik dan pemrosesan citra. Kehadiran sistem klasifikasi ini tidak hanya ditujukan untuk meningkatkan akurasi pengenalan pamor, tetapi juga memiliki urgensi dalam upaya pelestarian warisan budaya Bali. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi akademik sekaligus mendukung pelestarian keris sebagai salah satu warisan budaya Indonesia. Sejauh penelusuran literatur, belum ditemukan penelitian yang secara khusus berfokus pada klasifikasi motif pamor keris Bali menggunakan kombinasi metode GLCM dan KNN, sehingga kondisi ini menegaskan adanya gap penelitian yang menjadi dasar urgensi dari kajian ini.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini membahas dan menjelaskan mengenai langkah-langkah dari proses “Klasifikasi Citra Keris Bali Menggunakan Ekstraksi GLCM dengan KNN. Diagram penelitian pada Gambar 1 menjelaskan proses penelitian yang dilakukan.



Gambar 1. Diagram Penelitian
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]

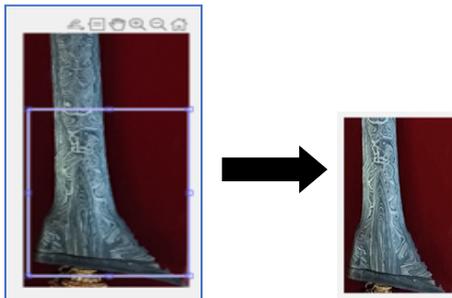
2.1 PENGUMPULAN DATA

Pengumpulan data merupakan rangkaian prosedural yang sangat penting dalam menapaki langkah-langkah penelitian secara sistematis. Tahap ini tidak hanya sekadar mengumpulkan informasi, tetapi juga menentukan kualitas hasil penelitian yang akan diperoleh. Proses pengumpulan data melibatkan objek penelitian, subjek penelitian, instrumen penelitian, serta teknik yang digunakan untuk memperoleh data. Pada penelitian ini, objek yang digunakan adalah citra keris Bali dengan berbagai jenis pamor. Data diperoleh melalui proses dokumentasi, kemudian diolah dan diperbanyak menggunakan teknik augmentasi agar jumlah data lebih memadai untuk proses klasifikasi. Dengan demikian, pengumpulan data menjadi fondasi utama dalam menghasilkan analisis yang akurat [6]. Pengambilan gambar difokuskan pada bagian bilah keris dengan jarak kamera sekitar 30–50 cm dari objek untuk menjaga ketajaman dan detail visual, data juga dikumpulkan melalui wawancara dengan pakar serta studi literatur, buku referensi dari Museum Neka Art yang menjelaskan detail tentang Keris Bali. Selanjutnya data citra asli setiap keris dilakukan pra-proses citra yang akan terdiri dari 4 tahapan yaitu proses *cropping* dan *resize*, *grayscale*, pelabelan keris, augmentasi Citra.

2.1.2 PROSES CROPPING DAN RESIZE

Proses *cropping and resize* dilakukan dalam penelitian ini untuk mengambil atau memfokuskan bagian gambar yang akan

digunakan [7]. Tujuan dari Cropping adalah menyeleksi atau memfokuskan area yang ingin digunakan sedangkan Tujuan dari resize adalah untuk efisiensi dan efektifitas yang terdapat pada sistem input [8]. Dalam gambar 2 menunjukkan proses pemotongan citra.

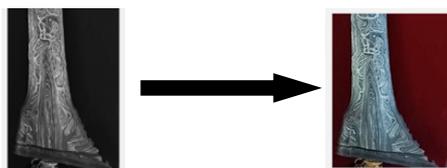


Gambar 2. Proses *Cropping* Dan *Resize*
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]

Pemotongan gambar citra keris menggunakan aplikasi matlab dengan menarik garis potong dari ujung kiri atas ke bagian kanan bawah untuk mengambil bagian bawah gambar *pamor* keris Bali agar dapat diklasifikasikan dengan resolusi 1536 piksel dalam dimensi *horizontal*, serta memiliki 2048 piksel dalam dimensi *vertikal*, sehingga jumlah total piksel dalam citra ini adalah $2048 \times 1536 = 3.145.728$ piksel.

2.1.3 GRAYSCALE

Proses *grayscale* merupakan proses penurunan warna menjadi skala keabuan atau skala hitam dari 0 dan putih dengan skala 255 dalam 8-bit [9]. Gambar 3 menunjukkan proses pada Tahap 2 ini.



Gambar 3. *Grayscale*
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]

2.1.4 AUGMENTASI CITRA KERIS

Data asli yang diperoleh berjumlah 26 citra keris Bali. Jumlah ini masih sangat sedikit sehingga hasil klasifikasi menjadi kurang maksimal, ada yang terklasifikasi dengan baik dan ada yang tidak. Oleh karena itu dilakukan augmentasi data dengan cara merotasi citra sebesar 45°, 90°, dan 180°, sehingga jumlah data pada masing-masing kelas *pamor*

bertambah hingga menjadi 50 citra per kelas. [10]. Sehingga jumlah keseluruhan data yang dimiliki 250 data keris yang akan melalui tahap pengujian. Gambar 4, 5, 6 dan 7 merupakan tahap dari argumentasi gambar citra keris.



Gambar 4 Awal Bentuk Keris Bali
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]



Gambar 5 Keris Bali Rotasi 45 Derajat
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]



Gambar 6 Keris Bali Rotasi 90 Derajat
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]



Gambar 7 Keris Bali Rotasi 180 Derajat
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan dengan melewati praproses citra yang akan terdiri dari 5 tahapan yaitu ekstraksi fitur *glcm*, data *training*, data *testing*, hasil nilai *k*, *confusion matrix*.

3.1 EKSTRAKSI FITUR

GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) adalah sebuah matriks persegi yang digunakan untuk menjelaskan sifat-sifat tertentu dari tekstur citra. matriks ini merepresentasikan seberapa sering kombinasi pasangan tingkat keabuan tertentu muncul dalam citra pada jarak dan arah tertentu. GLCM dapat digunakan untuk mengekstraksi informasi tekstur seperti kontras, korelasi, energi, dan homogenitas yang sangat bermanfaat dalam proses analisis maupun klasifikasi citra [11]. GLCM

menghasilkan empat nilai fitur untuk setiap citra *pamor* keris yaitu kontras, korelasi, energi, homogeniti dengan orientasi arah 0°, 45°, 90°,

135° [12]. Pada tabel 1 yang merupakan hasil dari klasifikasi citra *pamor* keris Bali.

Tabel 1. Ekstraksi Fitur Citra *Pamor* Keris Bali
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]

NO	Kontras	Korelasi	Energi	Homogeniti	Nama <i>Pamor</i>
1	0.33	0.85	0.27	0.89	<i>Pamor Tiban</i>
...
250	0.07	0.98	0.72	0.96	<i>Pamor Rekan Gedheg</i>

3.2 DATA TRAINING

Data training merupakan sekumpulan data yang memiliki atribut label atau kelas yang digunakan untuk mengenali karakteristik dan pola pada kumpulan data sehingga dapat menghasilkan sebuah model yang siap digunakan dalam proses klasifikasi maupun prediksi. Data ini memiliki peranan penting karena kualitas, variasi, dan jumlah data training akan sangat memengaruhi tingkat akurasi serta keandalan model yang dihasilkan [13]. Dalam penelitian ini mendapat pelatihan terhadap 200 data dengan algoritma KNN (*K-Nearest Neighbors*) bertujuan untuk membangun model klasifikasi. KNN (*K-Nearest Neighbors*) mempelajari pola suatu kualitas *pamor* keris, sehingga ketika suatu data baru masuk, model dapat mengklasifikasi data tersebut masuk kelas kualitas 1,2,3,4, dan 5.

Tabel 2. Hasil Data Testing
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]

NO	Kontras	Korelasi	Energi	Homogeniti	Nama <i>Pamor</i>
2	0.34	0.84	0.26	0.89	<i>Pamor Tiban</i>
...
250	0.07	0.98	0.72	0.96	<i>Pamor Rekan Gedheg</i>

3.4 HASIL NILAI K

Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah sebuah metode melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran jaraknyapaling dekat dengan objek tersebut. K-NN termasuk algoritma supervised learning dimana hasil dari query instance yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari kategori pada K-NN, kemudian kelas yang paling banyak muncul yang akan menjadi kelas hasil klasifikasi [15]. Proses klasifikasi dengan algoritma K-Nearest Neighbor dilakukan dengan menentukan parameter K (jumlah tetangga terdekat) terlebih dahulu, kemudian menghitung nilai kuadrat jarak Euclid antara query instance dengan setiap data sampel yang tersedia, setelah itu objek-objek diurutkan

3.3 DATA TESTING

Data testing merupakan sekumpulan data yang digunakan untuk melakukan prediksi atau pengujian berdasarkan model yang telah dilatih dengan data training. Data testing berfungsi untuk mengevaluasi sejauh mana model mampu mengenali pola baru, mengukur tingkat akurasi, serta memastikan bahwa model yang dihasilkan tidak hanya baik pada data training tetapi juga handal ketika digunakan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya [14]. Data pengujian (testing) diambil secara acak sebesar 20% dari total dataset yang tersedia. Tabel berikut menyajikan data pengujian sebanyak 50 sampel yang telah melalui tahap preprocessing, termasuk normalisasi dan ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM.

berdasarkan jarak Euclid terkecil, selanjutnya dikelompokkan ke dalam kategori Y (Nearest Neighbor), dan pada tahap akhir nilai query instance dapat diprediksi berdasarkan kategori mayoritas dari tetangga terdekat tersebut sehingga diperoleh hasil klasifikasi yang optimal [16]. Pemilihan nilai K pada algoritma K-Nearest Neighbor dalam penelitian ini menggunakan K7, K9, dan K11, karena penggunaan nilai K ganjil adalah untuk menghindari kemungkinan terjadinya hasil klasifikasi seri (tie) dalam proses penentuan mayoritas tetangga terdekat.

Hasil nilai k ini akan mencari nilai akurasi yang didefinisikan sebagai tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai actual, nilai *recall* didefinisikan sebagai rasio dari tem relevan yang dipilih terhadap total jumlah item relevan

yang tersedia, *precision* yang dapat didefinisikan sebagai rasio item relevan yang dipilih terhadap semua item yang terpilih. Presisi dapat diartikan sebagai kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban terhadap permintaan tersebut [17], dan *f1-score* perbandingan rata-rata *precision* dan *recall*, dimana perhitungan ini tidak bergantung pada jumlah data negatif yang diprediksi benar [18]. Pada tabel 3 akan menampilkan hasil nilai akurasi, *recall*, *precision* dan *f1-score* Dri nilai K7, nilai K9 dan nilai K11.

Tabel 3. Hasil Nilai K
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]

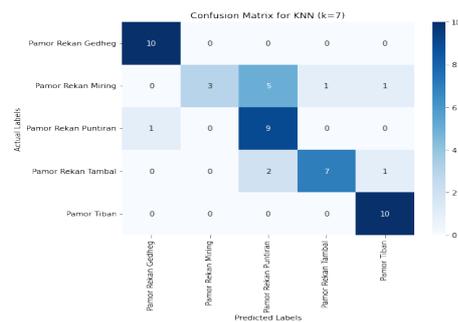
Nilai k 7 Akurasi 0.8			
Nama Kelas	Recall	Precision	F1 Score
Tiban	1.00	0.83	0.91
Tambal	0.70	1.00	0.82
Puntiran	0.90	0.56	0.69
Miring	0.40	1.00	0.57
Gedheg	1.00	0.91	0.95
Nilai k 9 Akurasi 0.78			
Nama Kelas	Recall	Precision	F1 Score
Tiban	1.00	0.83	0.91
Tambal	0.70	0.88	0.78
Puntiran	0.90	0.56	0.69
Miring	0.30	1.00	0.46
Gedheg	1.00	0.91	0.95
Nilai k 11 Akurasi 0.68			
Nama Kelas	Recall	Precision	F1-Score
Tiban	1.00	0.83	0.91
Tambal	0.30	1.00	0.46
Puntiran	0.90	0.45	0.60
Miring	0.20	0.50	0.29
Gedheg	1.00	0.91	0.95

Dari nilai tabel K7, K9 dan K11 maka dapat disimpulkan akurasi nilai K7 memiliki nilai akurasi tertinggi dengan 80%, pada nilai K9 dan nilai K11 mengalami penurunan nilai akurasi pada saat penambahan nilai K. *Recall* pada nilai K7, nilai K9 dan nilai K11 mendapat nilai tertinggi pada *pamor tiban* dan *pamor gedheg*. *Precision* untuk nilai K7 dan nilai K9 mendapat nilai tertinggi di *pamor miring* serta pada nilai K7 dan nilai K11 mendapat nilai tertinggi pada *pamor tambal*. *F1-Score* pada nilai K7, K9 dan K11 mendapat nilai tertinggi untuk *pamor gedheg*, dan terdapat *pamor miring* yang mengalami penurunan nilai dengan dilakukannya pertambahan nilai pada nilai K,

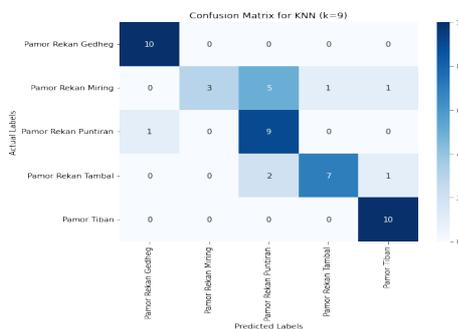
yang menandakan model kurang optimal dalam mengklasifikasikan *pamor*.

3.5 CONFUSION MATRIKS

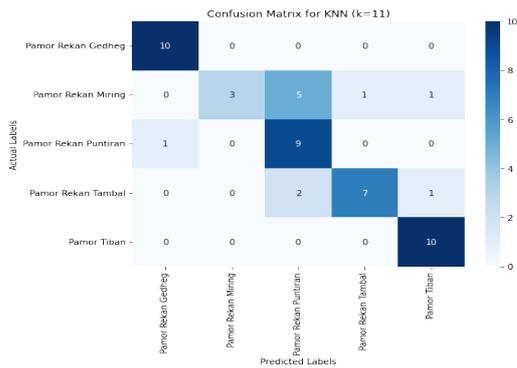
Confusion Matrix adalah suatu metode yang digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining, khususnya dalam mengevaluasi kinerja algoritma klasifikasi. Confusion Matrix menyajikan informasi dalam bentuk tabel yang membandingkan antara hasil prediksi model dengan label sebenarnya, sehingga dapat diketahui jumlah data uji yang benar maupun salah. Selain akurasi, Confusion Matrix juga menjadi dasar dalam menghitung metrik evaluasi lain seperti presisi, recall, dan f1-score yang sangat penting untuk menilai performa model secara menyeluruh [19]. Pada gambar *confusion matrix* dengan nilai K7, nilai K9 dan nilai K11 memprediksi benar paling banyak untuk *pamor tiban* dan *pamor gedheg*, sebanyak benar 10 data. Berikut merupakan hasil *confusion matrix* nilai K7, K9 dan K11 :



Gambar 8. Nilai K7
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]



Gambar 9. Nilai K9
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]



Gambar 10. Nilai K11
[Sumber: Hasil penelitian, 2025]

3.6 ANALISIS PEMBAHASAN

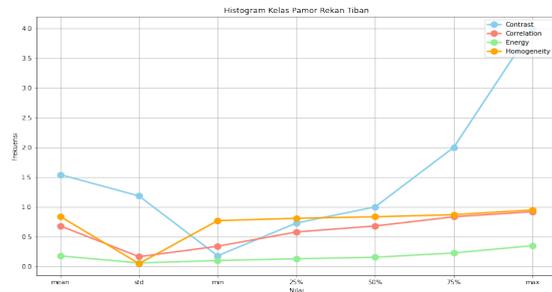
Interpretasi Keris Bali berbasis fitur tekstur menggunakan GLCM menunjukkan bahwa fitur-fitur seperti *kontras*, *korelasi*, *energi*, dan *homogeneity* dapat digunakan untuk membedakan masing-masing kelas *pamor*. Proses ekstraksi fitur ini dilakukan setelah citra melalui tahapan *pre-processing*, seperti pemotongan, perubahan ukuran, serta penyesuaian kecerahan. Hasil ekstraksi fitur dari GLCM kemudian digunakan sebagai data input dalam proses klasifikasi menggunakan KNN. Interpretasi dari fitur GLCM menunjukkan bahwa setiap jenis *pamor* memiliki karakteristik tekstur yang khas, yang memungkinkan sistem untuk mengenali perbedaan antar kelas *pamor* secara otomatis.

Hasil kinerja algoritma KNN Hasil pengujian menggunakan algoritma KNN dengan variasi nilai k menunjukkan bahwa pemilihan nilai k yang optimal sangat berpengaruh terhadap akurasi klasifikasi. Pada pengujian dengan $k = 7$, model mencapai akurasi tertinggi sebesar 80%, dengan nilai *recall* dan *f1-score* yang tinggi untuk beberapa jenis *pamor*, seperti *pamor gedheg* dan *pamor tiban*. Ketika nilai k ditingkatkan menjadi 9 dan 11, akurasi menurun masing-masing menjadi 78% dan 68%, yang menunjukkan bahwa semakin banyak tetangga yang dipertimbangkan dapat meningkatkan kemungkinan kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas dengan distribusi data yang tidak seimbang. Dengan demikian, algoritma KNN dapat diandalkan dalam mengklasifikasikan *pamor* keris Bali, tetapi pemilihan nilai k yang tepat sangat penting untuk mendapatkan hasil yang optimal. Penjelasan nilai *pamor* : *pamor tiban* dianggap lebih baik karena model mampu mengenalinya

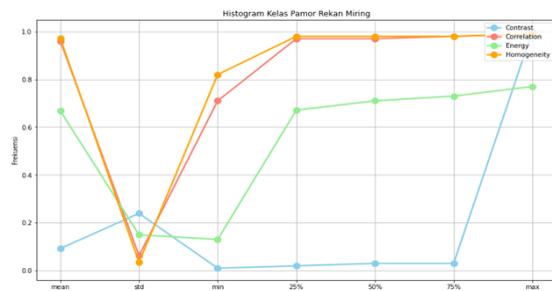
dengan sempurna pada semua nilai K , terbukti dari nilai *recall* sempurna (1.00), yang menunjukkan bahwa semua contoh *pamor tiban* berhasil diklasifikasikan tanpa kesalahan. *F1-Score* yang tinggi (0.91) juga menunjukkan akurasi dan konsistensi tinggi dengan sedikit kesalahan dalam pengenalan, menjadikan *pamor* ini lebih mudah dikenali dan penting bagi akurasi keseluruhan identifikasi *pamor*. Sebaliknya, *pamor rekan miring* dinilai sebagai yang tidak lebih baik karena memiliki nilai *recall* dan *F1-Score* yang rendah di seluruh nilai K , terutama pada nilai K11 (*recall* 0.20 dan *F1-Score* 0.29), yang menunjukkan kesulitan model dalam mengenalinya sehingga terjadi banyak kesalahan klasifikasi. Meskipun memiliki *precision* tinggi (1.00) pada nilai K7 dan nilai K9, yang berarti deteksi *pamor* ini benar, rendahnya *recall* menunjukkan banyak contoh yang tidak teridentifikasi, sehingga menurunkan akurasi keseluruhan klasifikasi model.

Penjelasan Histogram Histogram pada dasarnya merupakan grafik yang menggambarkan distribusi intensitas piksel dalam suatu citra, sehingga dapat memberikan informasi mengenai tingkat kecerahan (terang atau gelap) dari gambar tersebut. Dengan kata lain, setiap proses pengolahan citra yang berkaitan dengan perubahan warna, kontras, maupun pencahayaan akan memengaruhi tampilan histogram, sehingga pergeseran atau perubahan distribusi piksel pada histogram dapat dijadikan indikator adanya modifikasi atau penyesuaian pada gambar [20], dilihat dari histogram, *pamor tiban* menunjukkan nilai kontras rata-rata yang lebih tinggi (maksimal mencapai 4,0) dan *korelasi*, *energi* serta *homogenitas* rendah, mencerminkan pola yang lebih acak dan tidak seragam. Di sisi lain, *pamor rekan miring*, *pamor rekan puntiran*, dan *pamor rekan tambal* memiliki karakteristik yang mirip dengan *korelasi* sangat tinggi (0,96–0,98), *homogenitas* dan *energi* tinggi, dengan *kontras* rendah, Kesamaan ini membuat ketiga *pamor* sulit dibedakan secara visual jika hanya dilihat dari teksturnya. Sementara itu, *pamor rekan gedheg* memiliki *energi*, *homogenitas* dan *kontras* tinggi dengan *korelasi* yang sedikit lebih rendah. Tekstur *gedheg* yang seragam namun lebih bertekstur dibandingkan *pamor rekan miring*, *pamor rekan puntiran*, dan *pamor rekan tambal*, namun tetap lebih halus dibandingkan *pamor tiban*. Gambar 8 hingga

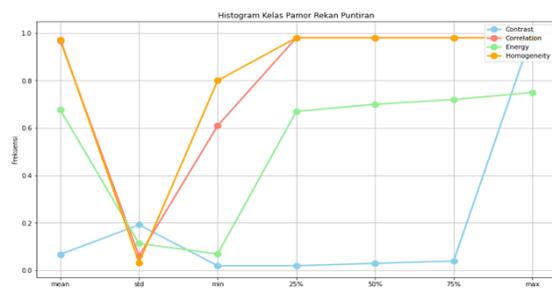
Gambar 12 menyajikan visualisasi histogram dari masing-masing kelas pamor, yaitu pamor tiban, rekan miring, rekan puntiran, rekan tambal, dan rekan gedheg, yang digunakan sebagai acuan dalam analisis fitur tekstur.



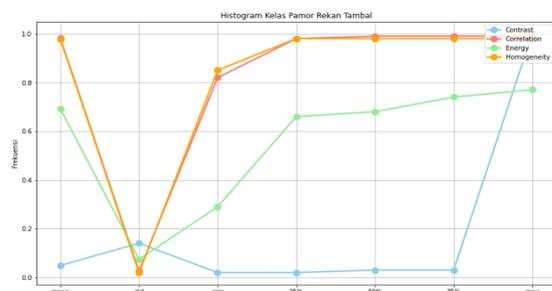
Gambar 11. Histogram Pamor Rekan Tiban [Sumber: Hasil penelitian, 2025]



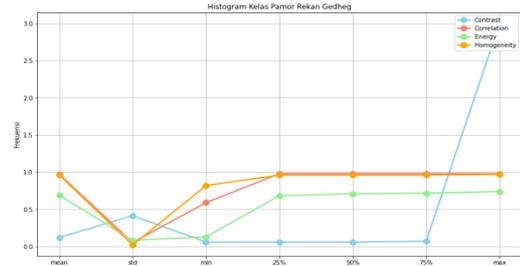
Gambar 12. Histogram Pamor Rekan Miring [Sumber: Hasil penelitian, 2025]



Gambar 13. Histogram Pamor Rekan Puntiran [Sumber: Hasil penelitian, 2025]



Gambar 14. Histogram Pamor Rekan Tambal [Sumber: Hasil penelitian, 2025]



Gambar 15. Histogram Pamor Rekan Gedheg [Sumber: Hasil penelitian, 2025]

Untuk mengatasi tantangan dalam klasifikasi motif *pamor*, khususnya pada kelas dengan tingkat kesulitan tinggi seperti *pamor rekan miring*, diperlukan pengembangan metode klasifikasi yang lebih adaptif terhadap pemilihan nilai k guna memperoleh akurasi yang lebih optimal. Upaya ini dapat diperkuat melalui analisis lanjutan terhadap fitur tekstur seperti kontras, korelasi, energi, dan homogenitas, sehingga model memiliki kemampuan yang lebih presisi dalam membedakan pola-pola tekstur antar jenis *pamor*. Selain itu, peningkatan kualitas dataset juga menjadi aspek penting. Pengumpulan data yang lebih representatif, khususnya untuk jenis *pamor* yang memiliki kesamaan karakteristik visual seperti *pamor rekan miring*, *rekan puntiran*, dan *rekan tambal*, akan memberikan variasi yang lebih kaya dalam proses pelatihan model. Dengan demikian, sistem klasifikasi yang dikembangkan tidak hanya memiliki akurasi yang lebih tinggi, tetapi juga mampu meminimalkan kesalahan dalam pengenalan *pamor* yang memiliki kemiripan tekstur secara visual.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan untuk penelitian ini : Interpretasi Keris Bali Berbasis Fitur GLCM. Interpretasi citra pamor Keris Bali berbasis fitur tekstur menggunakan GLCM menunjukkan bahwa fitur-fitur seperti *kontras*, *korelasi*, *energi*, dan *homogeneity* dapat digunakan untuk membedakan masing-masing kelas *pamor*. Proses ekstraksi fitur ini dilakukan setelah citra melalui tahapan *pre-processing*, seperti pemotongan, perubahan ukuran, serta penyesuaian kecerahan. Hasil ekstraksi fitur dari GLCM kemudian digunakan sebagai data input dalam proses klasifikasi menggunakan KNN. Interpretasi dari fitur GLCM menunjukkan bahwa setiap jenis *pamor* memiliki karakteristik tekstur yang khas, yang memungkinkan sistem

untuk mengenali perbedaan antar kelas *pamor* secara otomatis. Kinerja Algoritma KNN dalam mengklasifikasikan Dataset Keris Bali. Hasil pengujian menggunakan algoritma KNN dengan variasi nilai k menunjukkan bahwa pemilihan nilai K yang optimal sangat berpengaruh terhadap akurasi klasifikasi. Pada pengujian dengan nilai K7, model mencapai akurasi tertinggi sebesar 80%, dengan nilai *recall* dan *f1-score* yang tinggi untuk beberapa jenis *pamor*, seperti *pamor gedheg* dan *pamor tiban*. Ketika nilai k ditingkatkan menjadi nilai K9 dan nilai K11, akurasi menurun masing-masing menjadi 78% dan 68%, yang menunjukkan bahwa semakin banyak tetangga yang dipertimbangkan dapat meningkatkan kemungkinan kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas dengan distribusi data yang tidak seimbang. Dengan demikian, algoritma KNN dapat diandalkan dalam mengklasifikasikan *pamor* keris Bali, tetapi pemilihan nilai K harus di pertimbangkan untuk mendapat hasil yang baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. A. G. N. K. Yadnya, M. I. Mulyati, and P. A. Darmastuti, "DESAIN INTERIOR MUSEUM KERIS SEBAGAI SARANA EDUKASI BUDAYA LOGAM BALI," *J. Vastukara J. Desain Inter. Budaya, dan Lingkungan. Terbangun*, vol. 1, no. 2, pp. 181–191, 2021, doi: 10.59997/vastukara.v1i2.547.
- [2] I. M. A. Yasa, I. B. P. Arnyana, and I. W. Suastra, "Keris Sebagai Representatif Manusia Dalam Peradaban Masyarakat Bali Di Lombok," *Widya Sandhi J. Kaji. agama, Sos. dan Budaya*, vol. 14, no. 2, pp. 88–107, 2023, doi: 10.53977/ws.v14i2.1078.
- [3] I Gede Aris Gunadi, "Pembentukan Dataset Data 2 Keris Dan Pengenalan Jenis, Karakteristik, dan Fungsionalitas Keris Dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN).," Singaraja, 2023.
- [4] N. Neneng, A. S. Puspaningrum, and A. A. Aldino, "Perbandingan Hasil Klasifikasi Jenis Daging Menggunakan Ekstraksi Ciri Tekstur Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) Dan Local Binary Pattern (LBP)," *SMATIKA J.*, vol. 11, no. 01, pp. 48–52, 2021, doi: 10.32664/smatika.v11i01.572.
- [5] J. Lin and H. Irsyad, "Klasifikasi Pneumonia Pada Citra X-Rays Paru-Paru Menggunakan GLCM Dan LVQ," *J. Algoritm.*, vol. 1, no. 2, pp. 184–194, 2021, doi: 10.35957/algoritme.v1i2.897.
- [6] G. Daruhadi and P. Sopiati, "Pengumpulan Data Penelitian," *J. Cendekia Ilm.*, vol. 3, no. 5, pp. 5423–5443, 2024, doi: <https://doi.org/10.56799/jceki.v3i5.5181>.
- [7] T. Akbar, M. R. Edy, N. A. P. Hasbullah, R. A. Saputra, and M. A. Amir, "Klasifikasi jenis obat berdasarkan logo pada kemasan menggunakan algoritma k-nearest neighbor berbasis citra digital," *J. Deep Learn. Comput. Vis. Digit. Image Process.*, vol. 1, no. 1, pp. 11–19, 2023, doi: <https://doi.org/10.61255/decoding.v1i1.48>.
- [8] A. Antoni, T. Rohana, and A. R. Pratama, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Kemasan Kardus Defect dan No Defect," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1941–1950, 2023, doi: 10.47065/bits.v4i4.3270.
- [9] Ananta Dwi Prayoga Alwy, M Syahid Nur Wahid, Bukhari Naufal Nur Ag, and M Miftach Fakhri, "Klasifikasi Penyakit Pada Padi Dengan Ekstraksi Fitur LBP dan GLCM," *J. Deep Learn. Comput. Vis. Digit. Image Process.*, pp. 1–10, 2023, doi: 10.61255/decoding.v1i1.51.
- [10] R. Z. Fadillah, A. Irawan, M. Susanty, and I. Artikel, "Data Augmentasi Untuk Mengatasi Keterbatasan Data Pada Model Penerjemah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 208–214, 2021.
- [11] M. Muhathir, M. H. Santoso, and D. A. Larasati, "Wayang Image Classification Using SVM Method and GLCM Feature Extraction," *J. INFORMATICS Telecommun. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 373–382, 2021, doi: 10.31289/jite.v4i2.4524.
- [12] M. Muhathir, M. H. Santoso, and D. A. Larasati, "Wayang image classification using SVM method and GLCM feature extraction," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 373–382, 2021.

- [13] W. Musu, A. Ibrahim, and H. Heriadi, "Pengaruh Komposisi Data Training dan Testing terhadap Akurasi Algoritma C4.5," in *SISITI: Seminar Ilmiah Sistem Informasi dan Teknologi Informasi*, 2021, pp. 186–195.
- [14] Y. Astuti, I. R. Wulandari, A. R. Putra, and N. Kharomadhona, "Naïve Bayes untuk Prediksi Tingkat Pemahaman Kuliah Online Terhadap Mata Kuliah Algoritma Struktur Data," *J. Edukasi dan Penelit. Inf.*, vol. 8, no. 1, p. 28, 2022.
- [15] N. Prasetya and W. Tampubolon, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Prediksi Pengajuan Kredit Perumahan Pada PT. Bopala Kencana Permai." Institut Teknologi dan Bisnis Palcomtech, 2022.
- [16] H. GUSMI, S. T. Atmoko Nugroho, and N. J. F. File, "SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN JURUSAN DI MA HIDAYATUS SYUBBAN MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)".
- [17] A. M. Argina, "Penerapan metode klasifikasi k-nearest neighbor pada dataset penderita penyakit diabetes," *Indones. J. Data Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 29–33, 2020, doi: <https://doi.org/10.33096/ijodas.v1i2.11>.
- [18] L. N. Farida and S. Bahri, "Klasifikasi Gagal Jantung menggunakan Metode SVM (Support Vector Machine)," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 13, no. 2, pp. 149–156, 2024, doi: [10.34010/komputika.v13i2.11330](https://doi.org/10.34010/komputika.v13i2.11330).
- [19] B. P. Pratiwi, A. S. Handayani, and S. Sarjana, "Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi Wsn Menggunakan Confusion Matrix," *J. Inform. Upgris*, vol. 6, no. 2, 2020, doi: <https://doi.org/10.26877/jiu.v6i2.6552>.
- [20] M. Ikhsan, S. Supiyandi, and A. W. Hakiki, "Analisis Perbandingan Metode Histogram Equalization dan Gaussian Filter untuk Perbaikan Kualitas Citra," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 7, no. 2, pp. 487–492, 2024, doi: <https://doi.org/10.54314/jssr.v7i2.1865>.