

KLASIFIKASI JENIS SARUNG ADAT ILE APE MENGGUNAKAN GLCM DAN SVM

Kanisius Napulun, Istiadi, Aviv Yuniar Rahman
Teknik Informatika, Universitas Widyagama Malang
Jl. Borobudur No.35, Kota Malang, Indonesia
kanisiusnapulun20@gmail.com

ABSTRAK

Indonesia dikenal dengan keragaman budayanya, salah satu yang terkenal adalah Kain Tenun. Menenun adalah proses pembuatan kain dengan memasukkan benang pakan secara horizontal pada benang lungsin yang telah diikat dan dicelup dengan pewarna alami, serta masih menggunakan cara tradisional. Ada empat motif sarung adat Ile Ape yaitu wate hebe, wate mea, wate tenapang, dan wate topo yang diwariskan secara turun-temurun. Kain tenun memiliki keunikan tersendiri dalam proses pembuatannya dan digunakan dalam berbagai acara seperti mahar (belis), upacara adat, pernikahan, menyambut tamu (natoni), dan pemakaman. Namun, perkembangan teknologi membuat masyarakat awam kesulitan membedakan motif-motif ini. Penelitian ini bertujuan mengatasi masalah tersebut dengan menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi SVM untuk mengklasifikasi empat jenis sarung adat Ile Ape dan mengevaluasi akurasi. Hasil terbaik diperoleh dari pengujian Kernel Gaussian dengan akurasi 97%. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi GLCM dan SVM efektif untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kain sarung adat dengan akurasi tinggi. Penelitian ini diharapkan dapat melestarikan budaya melalui digitalisasi dan klasifikasi kain sarung adat Ile Ape.

Kata kunci: GLCM, SVM, Klasifikasi, Sarung Adat, Ile Ape

1. PENDAHULUAN

Indonesia memiliki keragaman motif kain tenunnya tersendiri yang disebabkan oleh perbedaan kultur, adat istiadat, mata pencarian, dan letak geografis yang mempengaruhi makna dari setiap motif tenun yang dimiliki. Salah satu daerah di Indonesia yang melestarikan budaya tenun ialah Flores, Nusa Tenggara Timur. Beberapa daerah yang menjadi pusat penghasil kain tenun di Flores adalah lembata dengan kain sarung adat Ile Ape. Adapun 4 jenis sarung adat ile ape yang dibahas dalam penelitian ini adalah wate hebe, wate mea, wate tenapang dan wate topo. Pengklasifikasian ini dianggap penting karena di era modern ini masyarakat awam semakin lupa akan budaya, terlebih pada motif-motif kain tenun yang telah diwariskan dan masyarakat pun kesulitan dalam membedakan motif kain tenun tersebut.[1]

Selain itu, kain tenun merupakan kain yang dibuat dengan teknik menenun. Menenun atau biasanya disebut tenun itu sendiri merupakan kegiatan membuat kain sarung dengan cara memasukan atau menyilangkan benang pakan[2]. Horizontal pada benang-benang lungsin yang biasanya telah diikat terlebih dahulu dan sudah dicelupkan dengan pewarna yang masih sangat alami yang diambil dari dedaunan atau akar-akar pohon dan cara pembuatannya yang masih sangat tradisional serta membutuhkan waktu yang cukup lama.[2]

Kain sarung adat Ile Ape memiliki keunikan motif dan warna pada kain sarung ini mencerminkan identitas budaya, sejarah, dan tradisi yang kaya. Ciri khas kain sarung adat Ile Ape adalah motif dan corak yang bervariasi dengan warna yang cerah dan kaya akan simbol-simbol budaya. Motif-motif yang digunakan dalam kain sarung adat Ile Ape sering kali terinspirasi oleh alam, mitos, dan kehidupan sehari-

hari ada pun juga digunakan dalam acara adat yang harus diwajibkan untuk mengenakan sarung adat Ile Ape.

Dalam beberapa tahun terakhir, pengenalan kain tradisional telah menjadi fokus penelitian yang menarik minat banyak penelitian, penelitian yang dilakukan oleh terutama dalam konteks motif kain sarung (utan) Maumere. Penelitian ini menggunakan metode tepi canny untuk melakukan deteksi tepi dengan mengimplementasikan proses deteksi tersebut melalui perangkat lunak Matlab 6.5. Dari hasil analisa keluaran program operator canny mendeteksi pola motif dengan baik. Penelitian ini mendapatkan hasil bahwa dari hasil proses klasifikasi pengenalan pola motif sarung yang diperoleh hasil akurasi sebesar 91,67%.[3]

Penelitian terkait pengenalan pola kain. Menerapkan metode Color Moments dan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk ekstraksi fitur warna dan tekstur, serta Naive Bayes untuk klasifikasi, dengan tujuan mendeteksi sarung Samarinda berdasarkan fitur warna dan tekstur melalui pengolahan citra. Deteksi ini bertujuan untuk membedakan antara jenis sarung Samarinda dan Non Samarinda. Berdasarkan hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan metode color moments, GLCM dan Naive Bayes menggunakan prescantage split (70%) mampu menghasilkan akurasi terbaik yaitu mencapai 0,987 dibandingkan menggunakan cross-validation (K=10) dengan akurasi 0,984 perbedaan tersebut dapat terjadi karena jumlah data latih dan uji pada penerapan dan cross-validation tersebut berbeda.[4]

Support Vector machine (SVM) merupakan metode yang bekerja dengan cara mendefinisikan batas antara dua kelas dengan jarak maksimal dari data yang terdekat, jarak maksimal ini didapatkan dengan

menemukan hyperplane (garis pemisah) terbaik pada input space yang diperoleh dengan mengukur margin hyperplane. Margin merupakan jarak antara hyperplane dengan titik terdekat dari masing-masing kelas. Dalam hal ini support vector machine (SVM) merupakan metode perhitungan yang baik di dalam mendapatkan hasil klasifikasi dengan tingkat akurasi tinggi yang dimana pengklasifikasian dilakukan dengan mengklasifikasikan sebuah gambar yang sebelumnya melalui sebuah pengklasifikasi yang dibentuk dari data training. [5]

Yang membedakan penelitian ini dengan penelitian terdahulu adalah objek yang diteliti. Adapun tujuan yang ingin dicapai dari penelitian adalah untuk mengklasifikasi 4 jenis sarung adat ile ape menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan Metode SVM serta mengevaluasi kinerja dari penerapan metode SVM itu sendiri.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian tentang Deteksi Sarung samarinda menggunakan metode Naïve Bayes berbasis pengolahan citra". Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan metode deteksi sarung samarinda untuk membedakan antara sarung samarinda dan bukan sarung samarinda (non samarinda). Hasil uji coba menunjukkan bahwa penerapan metode Color Moment, Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Naïve Bayes dengan menggunakan pembagian presentasi 70/30 menghasilkan tingkat presisi terbaik sebesar 0.987, dibandingkan dengan penggunaan validasi silang yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 0.984. [2]

Penelitian tentang Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik". Dalam penelitian ini digunakan jenis batik cap dengan berbagai motif batik pesisir di Jawa Tengah. Algoritma untuk klasifikasi di pilih Support Vector Machine (SVM) dengan ekstraksi fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Local Binary Pattern (LBP). Hasil akurasi yang diperoleh dari algoritma SVM, GLCM dan LBP menghasilkan akurasi sebesar 100% pada kernel polyniomial, linear dan gaussian dengan jarak pada GLCM 1, 3, dan 5, dimana pada jarak 1 kernel linear 78.1%, gaussian 93.7%. Pada jarak 3 kernel linear 75%, gaussian 87.5% dan pada jarak 5 kernel linear 84.3%, gaussian 87.5%. Pada algoritma SVM dan GLCM akurasi yang dihasilkan pada jarak 1 dengan kernel polynomial 96.8%, linear 68.7%, dan gaussian 75%. Pada jarak 3 dengan kernel polynomial 100%, linear 71.8%, dan gaussian 78.1%, sedangkan untuk jarak 5 pada kernel polynomial 87.5%, linear 75%, dan gaussian 81.2% [1]

Penelitian tentang "Pengenalan Pola Motif Sarung (Utan) Maumere Dengan Metode Deteksi Tepi Canny". Dari hasil analisa keluaran program maka dapat diketahui program meningkatkan dan mendeteksi tepi gambaran lebih baik jika masukan

gambar mempunyai banyak tekstur, hasil dari gambar keluaran ditentukan dengan faktor perkalian kernel (Marks). Dari hasil analisa keluaran program operator canny mendeteksi pola motif dengan baik. Penelitian ini mendapatkan hasil bahwa dari hasil proses klasifikasi pengenalan pola motif sarung diperoleh hasil akurasi sebesar 91,67% .[3]

Penelitian tentang "Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Motif pada Citra Sasirangan". Proses pengenalan motif Sasirangan secara manual memerlukan waktu dan usaha yang besar. Dengan mengadaptasi metode Convolutional Neural Network kedalam klasifikasi citra motif Sasirangan, diharapkan dapat mempermudah dan mempercepat proses identifikasi motif serta meningkatkan akurasi klasifikasinya. Berdasarkan hasil implementasi metode CNN untuk klasifikasi citra motif sasirangan, Nilai performansi model arsitektur CNN yang diusulkan mendapatkan nilai akurasi sebesar 82% untuk training pada data random dengan 25 epoch dan saat melakukan pengujian data dengan data uji sebanyak 26 data maka didapat hasil akurasi sebanyak 76%. [6]

Penelitian tentang "Klasifikasi 12 Motif Batik Banten Menggunakan Support Vector Machine". Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasi 12 motif batik Banten menggunakan metode SVM. Penelitian dilakukan secara beberapa tahap yaitu resize untuk menyamakan dimensi citra, grayscale untuk menyederhanakan citra dengan mengubah menjadi citra aras keabuan, median filter untuk menghilangkan noise pada batik, dan ekstraksi ciri sebagai masukan untuk klasifikasi menggunakan SVM. Hasil klasifikasi menggunakan SVM orde 1 yaitu sebesar 85%, dan untuk orde 2 sebesar 87,2%.[7]

Penelitian tentang "Klasifikasi Tenun Timor Menggunakan Metode Svm Berdasarkan Fitur Surf Dengan Representasi Bag Of Visual Words". Pengenalan pola yang merupakan solusi untuk mengenali citra tenun secara otomatis. Dalam penelitian ini, klasifikasi citra tenun Timor mengaplikasikan metode SURF (Speeded Up Robust Feature) sebagai ekstraksi fitur dengan representasi BoVW (Bag of Visual Words) sedangkan SVM (Support Vector Machine) digunakan sebagai metode classifier. Agar kinerja BoVW lebih baik, digunakan pendekatan untuk menentukan jumlah cluster yang tepat untuk mengelompokkan pola visual words. Hasil pada visual words dengan nilai cluster 500 dengan algoritma klasifikasi multi class SVM yaitu metode OVO (One Versus All) menggunakan kernel linear memperoleh hasil terbaik pada penelitian ini dengan tigtat Accuracy mencapai 98,10% [8].

Selanjutnya penelitian tentang Pengenalan Pola Citra Kain Tradisional Menggunakan GLCM dan KNN. Penelitian ini bertujuan mengenali pola sasirangan dari banyaknya pola kain tradisional di Indonesia. Dengan penerapan ekstraksi fitur Grey Level Cooccurence Matrices (GLCM) dengan metode

klasifikasi menggunakan KNN untuk mencari jarak sehingga mendapatkan tingkat akurasi dari hasil klasifikasi. Pengenalan pola sasirangan mencapai akurasi paling tinggi yaitu 63% pada iterasi pertama ketika $k=1$. Sistem pengenalan pola sasirangan masih belum dapat mengklasifikasikan data sesuai dengan kelas gambar kain sasirangan dan kain tradisional. Hal ini dapat disebabkan dari pengambilan data yang tidak konsisten sehingga mempengaruhi kualitas gambar yang akhirnya nilai akurasi belum terlalu baik.[9]

2.2. Data Citra Jenis Sarung Adat Ile Ape



Gambar 1. Data kain Sarung adat Ile Ape

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra kain sarung adat ile ape. Pada gambar 1 diatas merupakan gambar Wate Hebe, Wate Mea, Wate Tenapang, dan Wate Topo

2.3. Preprocessing

Pre-processing ini bertujuan untuk memudahkan pemuatan data gambar dengan nilai ekstraksi ciri. Pre-processing yang dilakukan meliputi crop dan resize.

2.3.1. Cropping

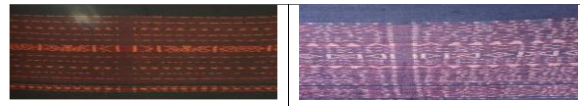
Pada tahap crop citra terjadi proses normalisasi dimensi citra sarung adat Wate Hebe, yaitu pengecilan dimensi citra menjadi dimensi yang ditentukan yakni 1133x867 titik. Citra yang digunakan untuk memotong citra asli diambil titik koordinat yaitu 3025, 1892, 1701, 834, dengan tujuan untuk menyamakan dimensi image dari tiap citra yang dimasukkan. Gambar 2. menampilkan salah satu contoh gambar sarung adat Wate Hebe sebelum dan sesudah dilakukan proses cropping. Dengan demikian, pada proses ekstraksi fitur nanti tidak ada perbedaan dimensi dari matriks data citra sarung adat Wate Hebe.



Gambar 2. Proses cropping

2.3.2. Resize

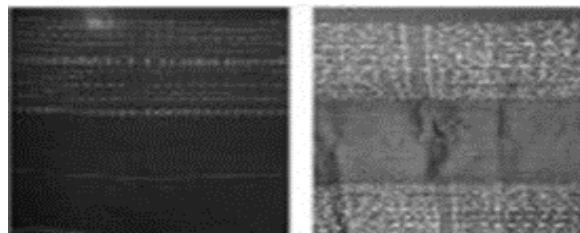
Resize citra bertujuan untuk mengubah dimensi gambar menjadi lebih kecil. Ini adalah tahap kedua setelah pemotongan gambar atau proses cropping, di mana gambar yang telah dicrop kemudian diresize. Tujuan dari proses resize ini adalah untuk mengurangi ukuran asli citra yang telah dipotong, sehingga dimensinya menjadi setengah dari ukuran hasil pemotongan sebelumnya.



Gambar 3. Proses resize

2.3.3. Grayscale

Citra Grayscale adalah sebuah matriks data di mana setiap nilai merepresentasikan intensitas tiap piksel dalam rentang 0-255. Setiap piksel membutuhkan memori sebesar 8 bit. Gambar 4. memperlihatkan citra grayscale dari dekat dengan beberapa nilai intensitas piksel yang diambil.



Gambar 4. Proses Grayscale

2.4. Ekstraksi Fitur dengan Gray Level Co occurrence Matrix (GLCM)

Ekstraksi fitur GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) diterapkan untuk mengambil fitur atau ciri yang terdapat pada citra. Proses kerja dalam metode GLCM adalah dengan membentuk cooccurrence pada data citra, kemudian menentukan karakteristik fungsional matriks antar piksel [9]. Fitur GLCM yang digunakan adalah contrast dengan rumus pada persamaan 1, correlation dengan rumus pada persamaan 2, energy dengan rumus pada persamaan 3, dan homogeneity dengan rumus pada persamaan 4.

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (1)$$

$$\text{Correlation} = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)p(i, j)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2)$$

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

$$\text{Homogeneity} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (4)$$

2.5. Klasifikasi SVM

Metode klasifikasi Kernel Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk menemukan hyperplane optimal yang dapat memisahkan dua kelas, yaitu kelas -1 dan +1. Algoritma Support Vector Machine (SVM) bersifat linier, namun menggunakan kernel untuk menangani data yang memiliki karakteristik nonlinier. Jenis-jenis kernel yang sering digunakan dalam Support Vector Machine (SVM) mencakup kernel linier, polinomial, sigmoid, dan RBF. Support Vector Machine (SVM) memiliki keunggulan dalam mengatasi data yang kompleks dan mampu menangani permasalahan non-linier dengan menerapkan konsep kernel trick pada ruang berdimensi tinggi. Keberhasilan Support Vector Machine (SVM) terbukti dalam berbagai aplikasi dunia nyata dan secara umum memberikan solusi yang lebih baik dibandingkan metode klasifikasi

konvensional ada pun jenis kernel yang digunakan dalam Support Vector Machine (SVM) melibatkan kernel linier, polinomial, sigmoid, dan RBF. Berikut adalah penjelasan dan rumus untuk masing-masing kernel [7].

Tabel 1. Kernel SVM

Jenis Kernel	Definisi
Polynomial	$K(x, y) = (x \cdot y + c)^d$
Linear	$K(x, y) = x \cdot y$
Gaussian	$K(x, y) = \exp(-\gamma \ x - y\ ^2 + c)$
Sigmoid	$K(x, y) = \tanh(\sigma(x \cdot y) + c)$

2.6. Evaluasi Counfusion Matrix

Confusion Matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja suatu model klasifikasi. Tabel ini menampilkan jumlah prediksi yang benar dan yang salah untuk setiap kelas. Terdiri dari empat elemen, yaitu True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN). TP adalah jumlah prediksi benar untuk kelas positif, FP adalah jumlah prediksi salah untuk kelas positif, TN adalah jumlah prediksi benar untuk kelas negatif, dan FN adalah jumlah prediksi salah untuk kelas negatif. Confusion Matrix dapat digunakan untuk menghitung berbagai metrik evaluasi klasifikasi, seperti akurasi, presisi dan recall. Selain itu, Confusion Matrix juga dapat digunakan untuk memvisualisasikan kinerja model klasifikasi dengan menggunakan heatmap. Dalam konteks evaluasi model atau algoritma klasifikasi, konfusi matriks menjadi salah satu metrik evaluasi yang paling umum digunakan.[10].

Metode pengujian pada penelitian ini menggunakan akurasi, presisi dan recall.

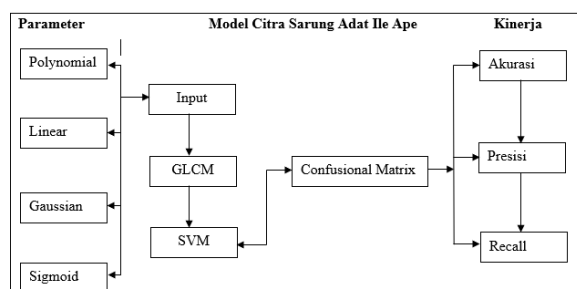
$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{FP+TP} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TN+FN} \times 100\% \quad (3)$$

3. METODE PENELITIAN

3.1. Kerangka Pemikiran

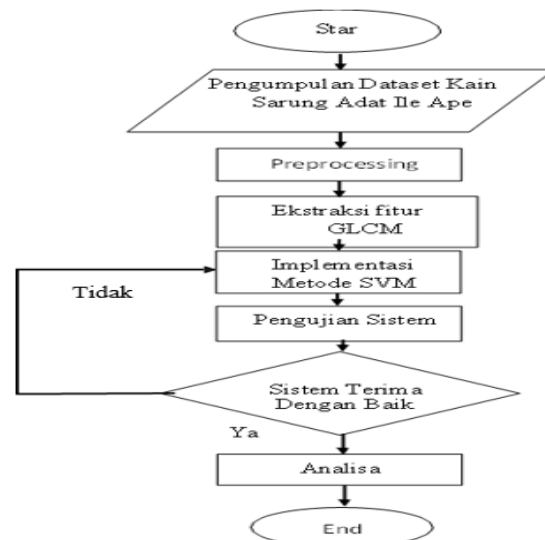


Gambar 5. Kerangka Pemikiran

Dalam kerangka pemikiran analisis data dan pemrosesan citra, parameter kernel seperti polinomial, linear, gaussian dan sigmoid, memainkan peran penting dalam menyesuaikan model dengan

karakteristik data. Kernel linear efektif untuk data berfitur banyak, sementara kernel polynomial menghadapi data yang tidak dapat dipisahkan secara linear dan bergantung pada derajat polynomial. Kernel sigmoid mengubah data menjadi bentuk non-linear melalui fungsi tangen hiperbolik dengan parameter pengaruh. Kernel gaussian, tanpa parameter tertentu, bergantung pada jarak antar data dan cocok untuk data non-linear. Model seperti input model, GLCM model untuk ekstraksi fitur tekstur, dan SVM model untuk klasifikasi memberikan fondasi kuat untuk analisis. Pengukuran kinerja, seperti akurasi dan sensitivitas, menjadi kunci dalam mengevaluasi efektivitas model, menggaris bawahi pentingnya metrik tersebut dalam konteks SVM dengan berbagai kernel. Dengan mempertimbangkan elemen-elemen ini, dapat dibangun sistem analisis data dan citra yang kuat dan efektif sesuai dengan kebutuhan.

3.2. Flowchart Metode



Gambar 6. Tahapan Umum Penelitian

Gambar 6 diatas, merupakan diagram yang menggambarkan tiga tahap utama dalam penelitian pengenalan kain sarung adat Ile Ape. Dimulai dengan pengumpulan data kain, dilanjutkan dengan penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk analisis dan klasifikasi, dan diakhiri dengan penerimaan sistem yang menunjukkan bahwa hasil dari proses tersebut telah berhasil dengan baik.

3.3. Pengumpulan Dataset

Dataset ini terdiri dari 600 citra sarung adat Ile Ape yang dibagi menjadi 4 kelas, di mana setiap kelas memiliki 150 citra. Pembagian data dilakukan untuk data latih (90%) dan data uji (10%).

3.4. Preprocessing

Pada pre-processing di atas, proses ini bertujuan untuk memudahkan pemuatan data gambar dengan nilai ekstraksi ciri. Pre-processing yang dilakukan meliputi crop dan resize.

3.5. Ekstraksi Fitur GLCM

Menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk mengekstraksi fitur tekstur dari citra kain sarung adat Ile Ape, Fitur yang diekstraksi meliputi kontras, korelasi, energi dan homogenitas.[5]

3.6. Implementasi Metode SVM

Dalam penelitian ini, kami menerapkan Support Vector Machine (SVM) dengan berbagai jenis kernel seperti polynomial, linear, gaussian, dan sigmoid untuk klasifikasi gambar. Setiap jenis kernel diuji untuk menentukan mana yang menghasilkan kinerja terbaik dalam klasifikasi citra.

3.7. Pengujian Sitem

Setelah model SVM dilatih dengan dataset yang ada, langkah selanjutnya adalah menguji model untuk mengevaluasi kinerjanya dalam klasifikasi. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data uji yang dipisahkan dari data latih untuk memastikan bahwa model tidak hanya menghafal data latih tetapi juga dapat menggeneralisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.8. Sistem Terima Dengan Baik

Hasil pengujian kemudian dievaluasi untuk memastikan bahwa mereka sesuai dengan standar yang telah ditentukan sebelumnya. Ini melibatkan pemeriksaan apakah metrik performa seperti akurasi, presisi dan recall, mencapai atau melampaui ambang batas yang diinginkan.

3.9. Analisa

Hasil pengujian dianalisis dengan teliti untuk mengevaluasi seberapa efektif sistem dalam menjalankan tugasnya. Ini mencakup penilaian terhadap metrik kinerja seperti akurasi, presisi dan recall, serta analisis confusion matrix untuk menemukan di mana model melakukan kesalahan. Tujuannya adalah memperoleh pemahaman yang komprehensif mengenai kinerja model, mengidentifikasi kelebihan dan kekurangannya, serta memahami alasan di balik hasil yang dicapai.

3.10. Selesai

Hasil yang didapati untuk peneltian Klasifikasi Jenis Sarung Adat Ile Ape Menggunakan GLCM Dan SVM. Kernel gaussian menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 97% membuatnya menjadi pilihan terbaik untuk penelitian ini. Pada kernel polynomial dan linear memiliki performa yang sama dengan akurasi 91%, dan kernel sigmoid memiliki performa terendah dengan akurasi 86%.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada hasil dan pembahasan ini menjelaskan hasil dari penelitian dan pembahasan implementasi dalam klasifikasi sarung adat Ile Ape ekstraksi fitur menggunakan GLCM dan algoritma SVM dengan

pengujian kernel seperti Polynomial, Linear, Gaussian dan Sigmoid.

4.1. Ekstraksi Ciri Fitur GLCM

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah suatu teknik yang digunakan untuk menganalisis tekstur dan mengekstrak fitur citra. GLCM dapat dianggap sebagai matriks yang menggambarkan seberapa sering pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu muncul dalam jarak dan arah tertentu dalam citra. Pasangan piksel ini didefinisikan oleh koordinat dengan jarak (d) dan orientasi sudut (Θ), di mana jarak diukur dalam satuan piksel dan sudut direpresentasikan dalam derajat. Sudut orientasi dibentuk berdasarkan empat arah sudut utama, yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° , dengan jarak antar piksel sebesar 1 piksel.

Tabel 2. Ekstraksi fitur GLCM

Hebe (1), (10), (100)			
Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
0.075502	0.80417	0.64646	0.96301
0.12739	0.67857	0.60161	0.94021
0.51224	0.63146	0.19098	0.81097
Mea (1), (10), (100)			
Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
0.55386	0.75685	0.11708	0.79897
0.45015	0.82156	0.11884	0.81688
10.999	0.55484	0.10147	0.72255
Tenapang (1), (10), (100)			
Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
0.59171	0.7463	0.15011	0.80955
0.46276	0.78719	0.1412	0.83006
0.3115	0.65059	0.3039	0.86881
Topo (1), (10), (100)			
Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
0.82359	0.76734	0.088964	0.76348
0.77831	0.78662	0.096751	0.77227
0.3057	0.60739	0.31681	0.87256

4.2. Klasifikasi Kernel SVM

Pada tahap ini, dilakukan perbandingan untuk masing-masing kernel SVM. Perbandingan ini dibuat berdasarkan akurasi terbaik dari masing-masing kernel SVM. Akurasi yang diperoleh dapat dilihat pada grafik di bawah ini.

4.2.1. Tahap Pengujian Kernel Polynomial

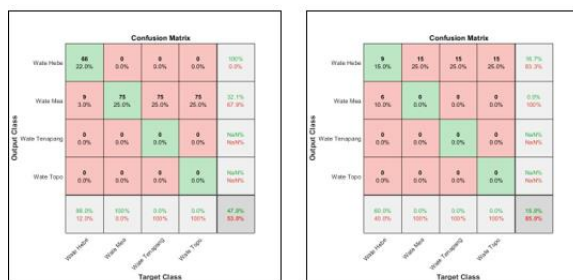
Berikut ini merupakan hasil yang diperoleh dari tahap pengujian menggunakan kernel polynomial dengan split ratio yang berbeda-beda.

Tabel 3. Pengujian kernel SVM polynomial

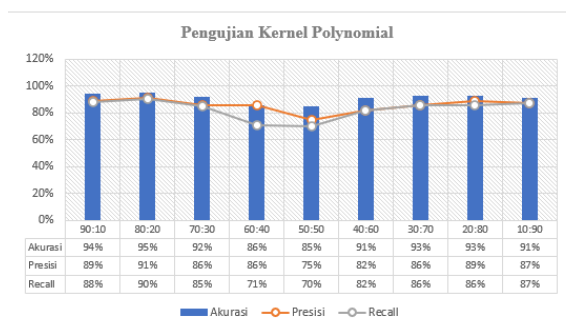
Split Ratio	Jumlah Data	Akurasi	Presisi	Recall
10:90	60:540	91.3 %	87.5%	82.7 %
20:80	120:480	82.6%	72.5%	65.2%
30:70	180:420	73.2%	0%	46.4%

40:60	240:360	73.0%	0%	46.1%
50:50	300:300	64.%	0%	28%
60:40	360:240	63.9%	0%	27.9%
70:30	420:180	69.7%	0%	39.4%
80:20	480:120	67.0%	0%	35.8%
90:10	540:60	65%	0%	30%

Berdasarkan Tabel 3 diatas, menjelaskan bahwa hasil data pengujian menggunakan metode SVM Polynomial memperoleh nilai akurasi terendah yaitu pada split ratio 50:50 dengan akurasi 85%, presisi 70% dan recall 75%. Dan nilai akurasi tertinggi yaitu pada split ratio 90:10 dengan akurasi 94%, presisi 89% dan recall 88%. serta hasil perhitungan confusion matrix dengan nilai terendah pada split ratio 50:50 dan tertinggi pada split ratio 90:10 dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Confusion Matrix Polynomial



Gambar 8. Classification Report Polynomial

Pada gambar 8 diatas. menjelaskan bahwa hasil grafik pengujian menggunakan metode SVM Polynomial memperoleh nilai akurasi terendah yaitu pada split ratio 50:50 dengan akurasi 85%, presisi 75% dan recall 70%. Dan nilai akurasi tertinggi yaitu pada split ratio 90:10 dengan akurasi 94%, presisi 89% dan recall 88%.

4.2.2. Tahap Pengujian Kernel Linear.

Berikut ini merupakan hasil yang diperoleh dari tahap pengujian menggunakan kernel linear dengan split ratio yang berbeda-beda.

Tabel 4. Pengujian Kernel Linear

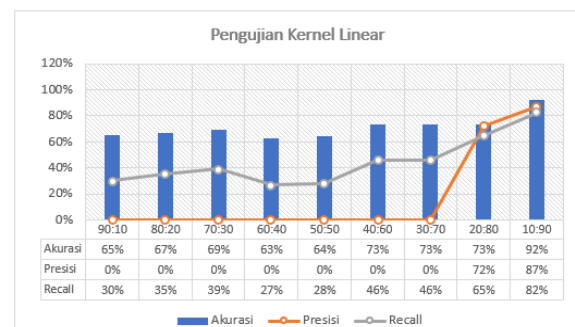
Split Ratio	Jumlah Data	Akurasi	Presisi	Recall
10:90	60:540	91.3 %	87.5%	82.7 %
20:80	120:480	82.6%	72.5%	65.2%
30:70	180:420	73.2%	0%	46.4%
40:60	240:360	73.0%	0%	46.1%

50:50	300:300	64.%	0%	28%
60:40	360:240	63.9%	0%	27.9%
70:30	420:180	69.7%	0%	39.4%
80:20	480:120	67.0%	0%	35.8%
90:10	540:60	65%	0%	30%

Pada Tabel 4 menjelaskan bahwa hasil data pengujian menggunakan metode SVM Linear memperoleh nilai akurasi terendah yaitu pada split ratio 60:40 dengan akurasi 63.9%, presisi 0% dan recall 27.9%. Dan nilai akurasi tertinggi yaitu pada split ratio 10:90 dengan akurasi 91.3%, presisi 87.1% dan recall 82.7%. serta hasil perhitungan confusion matrix dengan nilai terendah pada split ratio 60:40 dan tertinggi pada split ratio 10:90 dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Confusion Matrix Linear



Gambar 10. Classification Report Linear

Pada gambar 10 diatas, menjelaskan bahwa hasil grafik pengujian menggunakan SVM Linear memperoleh nilai akurasi terendah yaitu pada split ratio 60:40 dengan akurasi 63%, presisi 0% dan recall 27%. Dan nilai akurasi tertinggi yaitu pada split ratio 10:90 dengan akurasi 92%, presisi 87% dan recall 82%.

4.2.3. Tahap Pengujian Kernel Gaussian

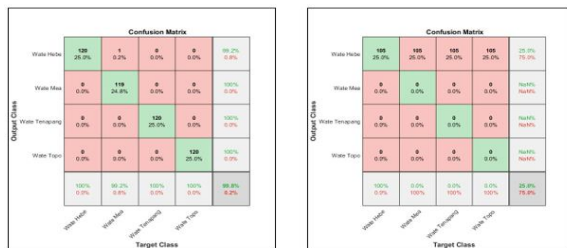
Berikut ini merupakan hasil yang diperoleh dari tahap pengujian menggunakan kernel gaussian dengan split ratio yang berbeda-beda.

Tabel 5. Pengujian Kernel Gaussian

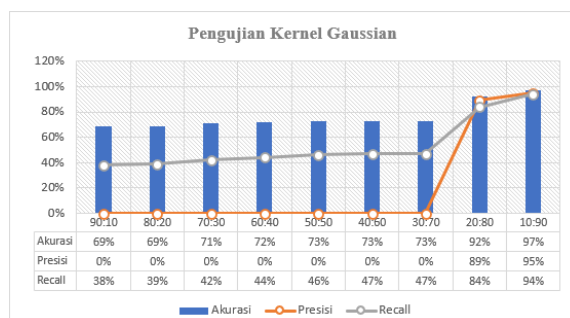
Split Ratio	Jumlah Data	Akurasi	Presisi	Recall
10:90	60:540	97.1 %	95.3 %	94.2 %
20:80	120:480	92.2%	89.8%	84.5%
30:70	180:420	73.6%	0%	47.3%
40:60	240:360	73.7%	0%	47.5%
50:50	300:300	73.3%	0%	46.6%

60:40	360:240	72.0%	0%	44.1%
70:30	420:180	71.3%	0%	42.7%
80:20	480:120	69.5%	0%	39.1%
90:10	540:60	69.1%	0%	38.3%

Pada Tabel 5 diatas, menjelaskan bahwa hasil data pengujian menggunakan metode SVM Linear memperoleh nilai akurasi terendah yaitu pada split ratio 90:10 dengan akurasi 69.1%, presisi 0% dan recall 38.3%. Dan nilai akurasi tertinggi yaitu pada split ratio 10:90 dengan akurasi 97.1%, presisi 95.3% dan recall 94.2%. serta hasil perhitungan confusion matrix dengan nilai terendah pada split ratio 90:10 dan tertinggi pada split ratio 10:90 dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Confusion Matrix Gaussian



Gambar 12. Classification Report Gaussian

Pada gambar 12 diatas, menjelaskan bahwa hasil garifik pengujian menggunakan metode SVM Gaussian memperoleh nilai akurasi terendah yaitu pada split ratio 90:10 dengan akurasi 69%, presisi 0% dan recall 38%. Dan nilai akurasi tertinggi yaitu pada split ratio 10:90 dengan akurasi 97%, presisi 95% dan recall 94%.

4.2.4. Tahap Pengujian Kernel Sigmoid

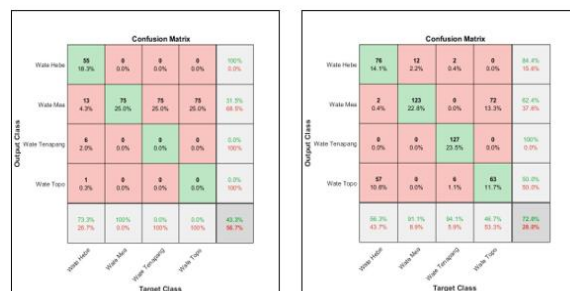
Berikut ini merupakan hasil yang diperoleh dari tahap pengujian menggunakan kernel sigmoid dengan split ratio yang berbeda-beda.

Tabel 6. Pengujian Kernel Sigmoid

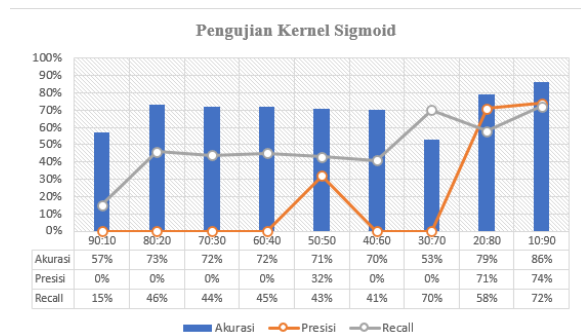
Split Ratio	Jumlah Data	Akurasi	Presisi	Recall
10:90	60:540	86.0%	74.2%	72.0%
20:80	120:480	79.4%	71.0%	58.9%
30:70	180:420	53.9%	0%	7.8%
40:60	240:360	70.8%	0%	41.6%
50:50	300:300	71.8%	32.8%	43.3%

60:40	360:240	72.9%	0%	45.85
70:30	420:180	72.2%	0%	44.4%
80:20	480:120	73.3%	0%	46.6%
90:10	540:60	57.5%	0%	15%

Pada Tabel 6 diatas, menjelaskan bahwa hasil data pengujian menggunakan metode SVM Sigmoid memperoleh nilai akurasi terendah yaitu pada split ratio 50:50 dengan akurasi 71.8%, presisi 32.8% dan recall 43.3%. Dan nilai akurasi tertinggi yaitu pada split ratio 90:10 dengan akurasi 86.0%, presisi 72.2% recall 72.0%. serta hasil perhitungan confusion matrix dengan nilai terendah pada split ratio 50:50 dan tertinggi pada split ratio 90:10 dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Confusion Matrix Sigmoid



Gambar 14. Classification Report Sigmoid

Pada gambar 14 diatas, menjelaskan bahwa hasil grafik pengujian menggunakan metode SVM Sigmoid memperoleh nilai akurasi terendah yaitu pada split ratio 30:70 dengan akurasi 53%, presisi 0% dan recall 70%. Dan nilai akurasi tertinggi yaitu pada split ratio 90:10 dengan akurasi 86.0%, presisi 72% recall 72%.

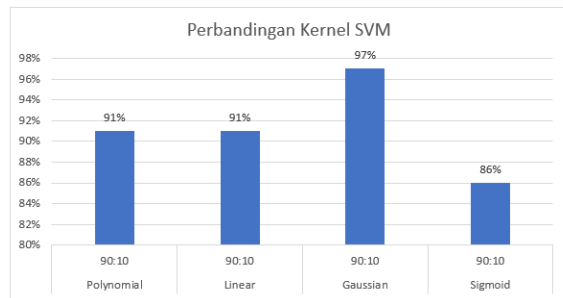
4.3. Hasil Perbandingan Kernel SVM

Untuk masing-masing kernel SVM. Perbandingan ini dibuat berdasarkan akurasi terbaik dari masingmasing kernel SVM. Akurasi yang diperoleh dapat dilihat pada grafik di bawah ini.

Tabel 7. Perbandingan Kernel SVM

Kernel	Split Ratio	Jumlah Data	Akurasi
Polynomial	90:10	540	91%

Linear	90:10	540	91%
Gaussian	90:10	540	97%
Sigmoid	90:10	540	86%



Gambar 15. Grafik Perbandingan Kernel SVM

Bawha kernel gaussian menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 97% membuatnya menjadi pilihan terbaik untuk penelitian ini. Pada kernel polynomial dan linear memiliki performa yang sama dengan akurasi 91%, dan kernel sigmoid memiliki performa terendah dengan akurasi 86%. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan kernel yang tepat sangat penting dalam klasifikasi citra menggunakan metode SVM, karena beberapa kernel dapat memberikan performa yang jauh lebih baik dibandingkan dengan yang lain.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penerapan GLCM dan SVM dalam mengklasifikasi jenis sarung adat ile ape diperoleh akurasi yang tinggi. Hal ini dilihat dari hasil pengujian kernel SVM, dapat disimpulkan bahwa pengujian kernel SVM, kernel Gaussian menunjukkan performa terbaik dengan nilai akurasi 97%, menjadikannya pilihan paling efektif pada penelitian ini.

Untuk itu, dapat disimpulkan bahwa kernel SVM memiliki pengaruh terhadap hasil akurasi yang diperoleh, hal ini dilihat dari adanya perbedaan akurasi yang diperoleh dari semua kernel pada penelitian ini. Sehingga dapat dikatakan bahwa metode yang digunakan pada penelitian ini menunjukan performa yang baik dalam mengklasifikasikan jenis sarung adat ile ape. Untuk penelitian lebih lanjut, disarankan untuk menggunakan jumlah dataset yang lebih banyak, serta kualitas citra yang digunakan harus lebih natural, menambahkan jenis kelas yang digunakan dan bisa menggunakan ekstraksi fitur yang lain. dengan mempertimbangkan saran tersebut, diharapkan mampu memperoleh hasil akurasi yang lebih baik dari penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. N. Andono and E. H. Rachmawanto, "Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2615.
- [2] A. Septiarini, Rizqi Saputra, Andi Tejawati, and Masna Wati, "Deteksi Sarung Samarinda Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Pengolahan Citra," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 5, pp. 927–935, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i5.3435.
- [3] S. M. Itu *et al.*, "Pengenalan Pola Motif Sarung (Utan) Maumere Dengan Metode Deteksi Tepi Canny," *J. Creat. (Inovasi dan Kreasi dalam Teknol. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 40–44, 2023.
- [4] E. Maria Yohana Andriani and Y. Ery Kurniawati, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Motif Tenun Ikat Manggarai, Nage-Keo, dan Ngada," *J. Mhs. Inst. Teknol. dan Bisnis Kalbis*, vol. 8, no. 1, pp. 476–484, 2022, [Online]. Available: <http://ojs.kalbis.ac.id/index.php/kalbisiana/article/view/291>
- [5] Z. MUSIAFA, "Perancangan Ekstraksi Fitur Motif Sasirangan Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berbasis Color Histogram Dan Gray Level Co-Occurrence Matrices (Glcm)," *Technol. J. Ilm.*, vol. 8, no. 2, p. 108, 2019, doi: 10.31602/tji.v8i2.1114.
- [6] Tri Wahyu Qur'ana, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Motif pada Citra Sasirangan," *Media Inform.*, vol. 7, no. 2, p. 10, 2023, [Online]. Available: <http://jurnal.big.go.id/index.php/GM/article/view/810>
- [7] R. Wiryadinata, M. R. Adli, R. Fahrizal, and R. Alfan, "Klasifikasi 12 Motif Batik Banten Menggunakan Support Vector Machine," *J. EECCIS*, vol. 13, no. 1, pp. 60–64, 2019.
- [8] Y. P. K. Kelen and B. Baso, "Klasifikasi Tenun Timor Menggunakan Metode SVM Berdasarkan Speeded Up Robust Features," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 6, pp. 1353–1360, 2023, doi: 10.25126/jtiik.1067625.
- [9] J. Wahyudi and I. Maulida, "Pengenalan Pola Citra Kain Tradisional," *Jtiilm*, vol. Volume 04, no. Nomor 02, p. (hlm. 43), 2019.
- [10] A. B. Seran, A. Y. Rahman, and I. Istiadi, "Temu Kembali Kemiripan Motif Citra Tenun Menggunakan Transformasi Wavelet Diskrit Dan GLCM," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 5, pp. 958–966, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i5.3484.