

Klasifikasi Jenis Batik (Tulis, Cap, dan Printing) Menggunakan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-occurrence Matrix dan Support Vector Machine

ABD Rosyid^{1)*} , Ahmad Farizi²⁾ 

^{1) 2) 3)} Universitas Madura, Pamekasan, Indonesia

¹⁾abdrosyid2703@gmail.com, ²⁾ahmadfarizie27072006@gmail.com

Abstrak

Batik merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang memiliki berbagai teknik pembuatan, antara lain batik tulis, batik cap, dan batik printing. Meskipun memiliki proses produksi yang berbeda, ketiga jenis batik tersebut sering kali menampilkan motif yang serupa sehingga sulit dibedakan oleh masyarakat umum hanya melalui pengamatan visual. Proses identifikasi yang masih mengandalkan pengamatan manual juga membutuhkan pengetahuan dan pengalaman khusus, sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan dalam menentukan jenis batik. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan berbasis teknologi yang mampu melakukan identifikasi secara lebih objektif dan konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi jenis batik dengan memanfaatkan teknik pengolahan citra digital dan machine learning. Tahapan penelitian meliputi preprocessing citra, ekstraksi fitur tekstur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), serta proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset yang digunakan terdiri atas 300 citra batik yang dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yaitu batik tulis, batik cap, dan batik printing. Fitur tekstur yang diekstraksi mencakup contrast, correlation, energy, dan homogeneity yang selanjutnya digunakan sebagai atribut masukan pada model klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mencapai nilai accuracy sebesar 90,00%, precision sebesar 90,25%, recall sebesar 90,00%, dan F1-score sebesar 90,05%. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa kombinasi metode GLCM dan SVM efektif dalam merepresentasikan karakteristik tekstur citra batik serta mampu membedakan jenis batik secara otomatis dengan tingkat ketepatan yang baik. Penelitian ini diharapkan dapat mendukung pemanfaatan teknologi computer vision dalam proses identifikasi batik serta berkontribusi terhadap upaya pelestarian budaya Indonesia melalui penerapan teknologi digital.

Kata Kunci: Batik, Computer Vision, GLCM, SVM, Klasifikasi Citra.

Article history: Received 5 April 2026, first decision 22 April 2026, accepted 22 August 2026, available online 28 October 2026

I. PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Batik merupakan salah satu warisan budaya takbenda asli Indonesia yang memiliki nilai estetika, sejarah, serta makna filosofis yang sangat tinggi di setiap motifnya. Nilai budaya dan tradisi yang tertanam kuat di dalamnya menjadikan batik sebagai simbol identitas pemersatu sekaligus kebanggaan bangsa Indonesia di kancah internasional. Karakteristik utama dari batik tradisional, baik batik tulis maupun batik cap, terletak pada proses pembuatannya yang menggunakan malam (lilin) panas dengan alat bantu canting ataupun cap tembaga.[1], [2] Proses pengerjaan manual ini membutuhkan waktu lama, ketelitian, serta keterampilan khusus, sehingga memberikan nilai ekonomi yang tinggi bagi produk batik asli. Namun, seiring dengan perkembangan pesat industri tekstil, saat ini marak diproduksi kain bermotif batik menggunakan metode cetak mesin modern (*batik printing*).[3], [4] Produk *batik printing* tersebut dibuat secara massal dengan biaya operasional yang jauh lebih murah dan waktu pengerjaan yang singkat, serta dirancang agar secara visual sangat menyerupai karakteristik fisik batik tulis atau batik cap asli. Kemunculan kain tiruan ini menimbulkan dilema baru di lapisan masyarakat dan konsumen.[5], [6] Hal tersebut dikarenakan kesamaan corak menyebabkan identifikasi secara visual secara langsung menjadi sangat sulit dibedakan oleh mata awam, yang berpotensi merugikan industri batik tradisional serta mengancam keberlangsungan nilai autentisitas dari kebudayaan batik itu sendiri.

Tantangan subjektivitas dan keterbatasan pengamatan visual manusia ini dapat diatasi dengan memanfaatkan kemajuan teknologi di bidang kecerdasan buatan, khususnya *Computer Vision*. Sebagai salah satu cabang ilmu yang tengah berkembang pesat dalam ranah pengolahan citra digital, *Computer Vision* memberikan kemampuan kepada sistem komputasi untuk mengenali, mengekstrak,[7], [8] dan menganalisis pola-pola visual yang rumit secara objektif. Melalui integrasi algoritma pengolahan citra, komputer dapat dilatih untuk mengenali variasi tekstur mikro yang membedakan ketidaksempurnaan alami dari goresan malam canting tangan pada batik tulis dibandingkan keteraturan pola cetak mesin pada kain *printing*. Oleh sebab itu, implementasi *Computer Vision* memiliki potensi yang sangat

* ABD Rosyid

besar untuk memberikan solusi otomatisasi dalam mengklasifikasikan jenis-jenis kain batik berdasarkan ciri teksturnya.

1.2 Permasalahan

Berdasarkan deskripsi latar belakang masalah di atas, maka perumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Proses identifikasi dan pembedaan jenis produk kain antara batik tulis, batik cap, dan *batik printing* sejauh ini masih sangat bergantung pada penilaian subjektif para ahli batik, sehingga rawan terhadap kesalahan akibat keterbatasan visual manusia.
2. Sebagian besar konsumen dan masyarakat umum tidak memiliki pemahaman serta pengetahuan dasar yang cukup mengenai perbedaan karakteristik fisik, pola tekstur, maupun metode pembuatan dari masing-masing jenis batik tersebut.

1.3 Solusi

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan sebuah pendekatan sistem cerdas berbasis teknologi pengolahan citra digital. Tahapan awal yang krusial dalam sistem ini adalah ekstraksi fitur tekstur permukaan kain dengan menggunakan metode *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM merupakan teknik analisis statistik tingkat kedua yang sangat andal dalam mengeksplorasi hubungan spasial dan distribusi intensitas nilai keabuan antar-piksel tetangga pada suatu citra. Melalui parameter-parameter GLCM, variasi keragaman tekstur kain batik dapat diekstrak menjadi informasi numerik yang akurat.

Selanjutnya, data fitur tekstur yang diperoleh dari hasil ekstraksi GLCM akan dimasukkan ke dalam algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk proses klasifikasi. SVM dipilih karena merupakan salah satu metode pembelajaran mesin (*machine learning*) yang sangat efektif, tangguh, dan populer untuk menyelesaikan masalah klasifikasi multidimensi. Algoritma SVM bekerja dengan cara menemukan fungsi pemisah (*hyperplane*) optimal untuk memisahkan kategori data dengan tingkat akurasi dan kemampuan generalisasi yang tinggi, bahkan ketika dihadapkan pada keterbatasan jumlah dataset pelatihan. Penerapan kombinasi metode GLCM dan SVM diharapkan mampu menghadirkan performa klasifikasi citra batik yang optimal.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan utama yang ingin dicapai melalui pelaksanaan penelitian ini adalah:

1. Mengembangkan sebuah sistem komputasi otomatis yang mampu melakukan klasifikasi terhadap citra jenis batik (tulis, cap, dan *printing*) menggunakan pengolahan citra digital.
2. Mengukur, menguji, dan menganalisis kinerja serta tingkat akurasi dari integrasi metode ekstraksi ciri tekstur GLCM dan algoritma klasifikasi SVM pada citra batik.

1.5 Kontribusi Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi penting bagi beberapa pihak, antara lain:

1. Kontribusi Praktis: Menghasilkan sebuah sistem cerdas yang dapat dimanfaatkan oleh masyarakat umum, pelaku industri retail, maupun kolektor untuk mengidentifikasi keaslian dan jenis kain batik secara otomatis, cepat, serta objektif.
2. Kontribusi Sosial dan Budaya: Turut serta mendukung gerakan nasional dalam upaya pelestarian kebudayaan asli Indonesia dengan cara memproteksi nilai autentisitas batik tradisional dan melindungi hak-hak ekonomi pengrajin batik tulis/cap dari peredaran produk tiruan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Batik Indonesia

Batik merupakan salah satu mahakarya kebudayaan Indonesia yang telah diakui secara global. Menurut [9], ragam hias, pola, dan corak batik dari berbagai provinsi di Indonesia mencerminkan sejarah, tradisi, dan makna filosofis yang mendalam. [10] juga menegaskan bahwa setiap motif batik memiliki kegunaan dan nilai spiritual tersendiri yang berkaitan erat dengan tatanan kehidupan masyarakat pembuatnya. Berdasarkan teknik pembuatannya, batik yang beredar di pasar saat ini secara garis besar dapat dibagi menjadi tiga jenis utama, yaitu batik tulis, batik cap, dan kain bermotif batik (*batik printing*).

1. **Batik Tulis:** Merupakan jenis batik tradisional yang seluruh proses perintangannya menggunakan canting dan cairan malam panas secara manual oleh tangan pembatik. Teknik ini membutuhkan konsentrasi, keterampilan, dan waktu pengerjaan yang sangat lama (bisa berbulan-bulan), menjadikannya karya seni bernilai ekonomi tertinggi.
2. **Batik Cap:** Merupakan kain batik yang proses perintangannya menggunakan alat cap timbul yang terbuat dari tembaga. Pola cap ditempelkan pada kain menggunakan malam panas secara berulang. Proses ini lebih cepat dibandingkan batik tulis namun tetap mempertahankan aspek autentisitas penggunaan malam tradisional.

3. **Batik Printing:** Secara teknis, produk ini bukanlah batik asli melainkan kain tekstil tiruan yang dicetak secara massal menggunakan mesin cetak pabrik modern (*printing*). Motif yang dihasilkan meniru corak batik tradisional dengan tingkat kerapian yang sangat presisi, waktu produksi singkat, dan biaya operasional yang sangat rendah.

Untuk mempermudah pemahaman mengenai perbedaan ketiga jenis komoditas tersebut, berikut disajikan tabel perbandingan karakteristik fisiknya:

Tabel 1. Perbandingan batik tulis, batik cap dan batik printing

Aspek	Batik Tulis	Batik Cap	Batik Printing
Proses Pembuatan	Manual menggunakan canting tulis tangan	Cap Menggunakan alat cap blok tembaga	Menggunakan mesin cetak/cetak sablon digital
Harga Jual	Sangat Tinggi (karena faktor keahlian & waktu)	Sedang (terjangkau untuk produksi massal terbatas)	Murah (karena diproduksi massal skala pabrik)
Keunikan Motif	Tinggi (setiap goresan tidak identik/ada ketidaksempurnaan alami)	Sedang (pola berulang sesuai ukuran alat cap tembaga)	Rendah (pola sangat simetris, presisi, dan kaku hasil duplikasi mesin)

2.2 Pengolahan Citra Digital

Secara harfiah, citra merupakan representasi spasial dari suatu objek dalam dimensi dua atau tiga. Citra digital adalah citra yang telah melalui proses digitalisasi (diskretisasi ruang dan intensitas cahaya) sehingga dapat disimpan, dimanipulasi, dan diproses oleh sistem komputer komputer [11]. Citra digital dua dimensi direpresentasikan dalam bentuk matriks berukuran $M \times N$, di mana baris dan kolom menyatakan koordinat spasial, sedangkan isi dari setiap elemen matriks disebut sebagai piksel (*picture element*). Nilai piksel tersebut merepresentasikan tingkat kecerahan (*intensity*) atau warna pada titik koordinat tersebut. Pada citra keabuan (*grayscale*), intensitas piksel berkisar dari nilai 0 (hitam pekat) hingga 255 (putih murni) untuk kuantisasi 8-bit.

Untuk melakukan pengenalan objek secara otomatis, citra digital harus melewati beberapa urutan tahapan umum berikut:

- **Akuisisi Citra (*Image Acquisition*):** Proses menangkap citra digital dari objek fisik menggunakan sensor kamera.
- **Pra-pengolahan (*Image Preprocessing*):** Proses meningkatkan kualitas citra agar siap dianalisis, seperti *resizing* (mengubah ukuran), pembungkusan citra ke skala keabuan (*grayscale conversion*), dan pengurangan derau (*noise filtering*).
- **Ekstraksi Ciri (*Feature Extraction*):** Proses mengidentifikasi dan mengambil karakteristik unik yang terkandung dalam citra (seperti tekstur, bentuk, atau warna) untuk diubah menjadi vektor fitur numerik.
- **Klasifikasi (*Classification*):** Proses pencocokan vektor fitur ke dalam kategori atau kelas yang sesuai berdasarkan algoritma pembelajaran yang telah dilatih sebelumnya.

2.3 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan salah satu metode analisis tekstur statistik tingkat kedua (*second-order statistical texture analysis*) yang sangat populer dalam mengekstraksi fitur tekstur mikro pada permukaan citra [12]. GLCM bekerja dengan menghitung probabilitas hubungan spasial antara dua piksel yang bertetangga pada jarak (d) dan sudut orientasi tertentu (0, umumnya 0, 45 90, dan 135).

Berdasarkan matriks koinformasi spasial yang telah dinormalisasi $P(i,j)$, fitur tekstur dapat diekstrak menggunakan empat parameter statistik utama berikut:

1. Mengukur tingkat keanekaragaman lokal atau derajat kejelasan perbedaan intensitas keabuan antar-piksel bertetangga dalam citra. Jika nilai kontras tinggi, maka variasi tekstur lokal pada citra tersebut sangat tajam.

$$\text{Contrast} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j) \cdot (i - j)^2$$

2. Mengukur tingkat ketergantungan linier nilai tingkat keabuan antar-piksel dalam matriks spasial. Nilai korelasi yang tinggi menunjukkan adanya hubungan keteraturan linier pola spasial yang kuat pada tekstur kain batik.

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i,j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

(di mana melambangkan rata-rata dan melambangkan standar deviasi).

3. Mengukur tingkat kehomogenan atau konsistensi tekstur citra. Nilai *Energy* yang tinggi menunjukkan bahwa citra tersebut didominasi oleh tekstur yang memiliki susunan pola yang seragam atau berulang secara konstan.

$$\text{Energy} = \sum_{i,j=0}^{N-1} (P(i,j))^2$$

4. Mengukur tingkat kesamaan atau kedekatan distribusi elemen dalam matriks GLCM terhadap nilai diagonal utama matriks. Citra dengan variasi tekstur yang halus akan menghasilkan nilai homogenitas yang tinggi.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P(i,j)}{1 + (i - j)^2}$$

2.4 Support Vector Machine

1. Konsep Hyperplane

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran terbimbing (*supervised learning*) yang diperkenalkan oleh [13] untuk menyelesaikan problem klasifikasi dan regresi data linier maupun non-linier. Prinsip dasar dari algoritma SVM adalah mencari dan membangun sebuah bidang pemisah optimal bernama **hyperplane** yang memisahkan dua atau lebih kelompok data (kelas) dengan memaksimalkan jarak (*margin*) terluar antara bidang pemisah tersebut dengan titik-titik sampel terdekat dari masing-masing kelas (yang disebut sebagai *support vectors*).

2. Kernel Linear

Apabila data persebaran fitur citra bersifat non-linier (tidak dapat dipisahkan secara linier pada ruang dimensi asli), SVM menggunakan teknik trik kernel (*kernel trick*) untuk memetakan data tersebut ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi (*feature space*) agar klasifikasi linier dapat dilakukan dengan mudah [14]. Berikut adalah dua jenis fungsi kernel yang umum diimplementasikan pada klasifikasi SVM:

Kernel Linear: Kernel dasar tanpa transformasi dimensi tinggi, umumnya digunakan jika data awal sudah dapat dipisahkan secara linier. $K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$

3. Kernel RBF

linier pada ruang dimensi asli), SVM menggunakan teknik trik kernel (*kernel trick*) untuk memetakan data tersebut ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi (*feature space*) agar klasifikasi linier dapat dilakukan dengan mudah [15]. Berikut adalah dua jenis fungsi kernel yang umum diimplementasikan pada klasifikasi SVM:

Kernel Radial Basis Function (RBF): Kernel non-linier yang memetakan data ke ruang dimensi tak berhingga secara dinamis. RBF sangat efektif dalam menangani batasan klasifikasi yang rumit dan melengkung.

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$$

4. Kelebihan SVM

- Memiliki kemampuan generalisasi yang sangat kuat, sehingga performa klasifikasi tetap stabil meskipun jumlah data latih (*training dataset*) relatif terbatas.
- Efektif digunakan pada representasi vektor data berdimensi tinggi (seperti gabungan kombinasi fitur ekstraksi GLCM).
- Menghindari masalah pencilaan atau penumpukan lokal data klasifikasi (*overfitting*) berkat optimalisasi pencarian garis batas *margin* maksimum.

III. METODE

3.1 Dataset Penelitian

Penelitian ini menggunakan dataset berupa citra batik yang terdiri atas tiga kategori, yaitu batik tulis, batik cap, dan batik printing. Dataset diperoleh dari dokumentasi digital yang memiliki kualitas citra yang baik serta mampu menampilkan karakteristik motif secara jelas. Setiap citra diberikan label sesuai dengan jenis batiknya sehingga dapat digunakan dalam proses pembelajaran dan pengujian model klasifikasi. [16], [17] Sebelum digunakan dalam penelitian, seluruh citra dilakukan proses seleksi untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki kualitas yang memadai dan tidak mengalami kerusakan yang dapat memengaruhi hasil analisis. Dataset yang telah terkumpul kemudian dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian untuk mendukung proses pembentukan serta evaluasi model klasifikasi. [18], [19]

3.2 Preprocessing Citra

Tahap preprocessing dilakukan untuk menghasilkan citra yang seragam sebelum memasuki proses ekstraksi fitur. Pada tahap ini seluruh citra diubah ke ukuran yang sama agar tidak terdapat perbedaan dimensi yang dapat memengaruhi proses analisis. [20], [21] Selanjutnya citra berwarna dikonversi menjadi citra grayscale karena metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) [22], [23] bekerja berdasarkan distribusi tingkat keabuan piksel. Selain itu

dilakukan proses normalisasi untuk mengurangi pengaruh perbedaan pencahayaan pada saat pengambilan gambar. Tahap preprocessing menjadi bagian penting karena kualitas citra yang baik akan menghasilkan representasi tekstur yang lebih akurat sehingga dapat meningkatkan performa model klasifikasi.[24], [25]

3.3 Ekstraksi Fitur Menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) yang merupakan salah satu teknik analisis tekstur yang banyak digunakan dalam penelitian pengolahan citra digital.[26], [27], [28] Metode ini bekerja dengan membentuk matriks yang menggambarkan hubungan spasial antar piksel berdasarkan tingkat keabuan tertentu pada jarak dan orientasi yang telah ditentukan.[29], [30] Dalam penelitian ini, perhitungan GLCM dilakukan pada beberapa orientasi sudut untuk memperoleh informasi tekstur yang lebih representatif. Dari matriks tersebut diekstraksi empat fitur utama, yaitu contrast, correlation, energy, dan homogeneity.[31], [32] Keempat fitur tersebut dipilih karena mampu menggambarkan variasi tekstur, hubungan antar piksel, tingkat keseragaman pola, dan tingkat kemiripan distribusi piksel yang menjadi karakteristik pembeda antara batik tulis, batik cap, dan batik printing.

3.4 Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine (SVM)

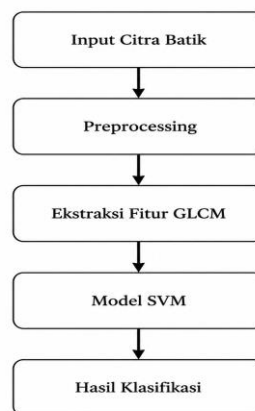
Fitur hasil ekstraksi GLCM selanjutnya digunakan sebagai data masukan pada algoritma Support Vector Machine (SVM).[33], [34], [35] Algoritma ini dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi dengan jumlah fitur yang cukup banyak serta mampu menghasilkan tingkat generalisasi yang tinggi. SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang dapat memisahkan data dari kelas yang berbeda secara maksimal.[36], [37] Pada penelitian ini proses pelatihan model dilakukan menggunakan data training yang telah disiapkan sebelumnya, kemudian model yang terbentuk digunakan untuk mengklasifikasikan data testing ke dalam tiga kategori, yaitu batik tulis, batik cap, dan batik printing.[38], [39] Hasil klasifikasi tersebut digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali karakteristik tekstur masing-masing jenis batik.[40], [41]

3.5 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat keberhasilan sistem klasifikasi yang telah dibangun.[42][43][44] Proses evaluasi menggunakan confusion matrix yang mampu menunjukkan jumlah prediksi yang benar maupun prediksi yang salah pada setiap kategori batik. Berdasarkan confusion matrix tersebut dihitung beberapa metrik evaluasi, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score.[42], [45], [46] Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model secara keseluruhan, sedangkan precision dan recall digunakan untuk melihat performa model pada masing-masing kelas.[47], [48] Sementara itu, F1-score digunakan untuk mengukur keseimbangan antara precision dan recall. Hasil evaluasi tersebut kemudian dianalisis untuk mengetahui efektivitas kombinasi metode GLCM dan SVM dalam mengklasifikasikan jenis batik berdasarkan karakteristik tekstur citra.[49], [50]

3.4 Diagram Alur Sistem

Gambar 1. Diagram alur sistem



IV. HASIL

Penelitian ini menghasilkan model klasifikasi citra yang mampu mengidentifikasi jenis batik berdasarkan karakteristik tekstur yang terkandung pada citra digital. Proses klasifikasi dilakukan terhadap tiga kategori batik, yaitu batik tulis, batik cap, dan batik printing menggunakan kombinasi metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) sebagai teknik ekstraksi fitur dan Support Vector Machine (SVM) sebagai algoritma klasifikasi. Seluruh tahapan penelitian berhasil dilaksanakan mulai dari pengumpulan dataset, preprocessing citra, ekstraksi fitur tekstur, pelatihan model, hingga pengujian performa klasifikasi.

Dataset yang digunakan dalam penelitian terdiri atas 300 citra batik yang terbagi ke dalam tiga kategori, yaitu batik tulis, batik cap, dan batik printing. Masing-masing kategori terdiri atas 100 citra sehingga distribusi data yang

digunakan relatif seimbang. Dataset kemudian dibagi menjadi data pelatihan sebanyak 240 citra dan data pengujian sebanyak 60 citra. Pembagian data tersebut dilakukan untuk memastikan bahwa model dapat mempelajari pola tekstur dari data pelatihan dan diuji menggunakan data yang belum pernah dikenali sebelumnya.

Tabel 2. Distribusi dataset penelitian

Jenis Batik	Jumlah Citra
Batik Tulis	100
Batik Cap	100
Batik Printing	100
Total	300

Pada tahap preprocessing, seluruh citra berhasil diseragamkan ke dalam ukuran 224×224 piksel dan dikonversi ke dalam format grayscale. Proses ini bertujuan untuk mengurangi kompleksitas data dan mempermudah proses ekstraksi fitur tekstur. Hasil preprocessing menunjukkan bahwa pola tekstur pada setiap jenis batik dapat terlihat lebih jelas sehingga memudahkan proses analisis menggunakan metode GLCM. Tahap ekstraksi fitur dilakukan menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan memanfaatkan empat fitur utama, yaitu contrast, correlation, energy, dan homogeneity. Hasil ekstraksi menunjukkan bahwa setiap jenis batik memiliki karakteristik tekstur yang berbeda. Batik tulis cenderung memiliki nilai homogeneity yang lebih tinggi karena motif yang dihasilkan secara manual memiliki transisi tekstur yang lebih halus. Batik cap menunjukkan pola tekstur yang relatif seragam dengan nilai contrast yang berada pada tingkat sedang. Sementara itu, batik printing memiliki nilai contrast yang lebih tinggi karena pola yang dihasilkan mesin cenderung lebih konsisten dan memiliki batas motif yang lebih tegas.

Tabel 3. Hasil Ekstraksi Fitur

Sampel	Jenis Batik	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
B001	Tulis	1.28	0.89	0.47	0.81
B002	Tulis	1.34	0.87	0.45	0.79
B101	Cap	2.12	0.76	0.39	0.70
B102	Cap	2.24	0.74	0.37	0.68
B201	Printing	3.67	0.61	0.31	0.55
B202	Printing	3.81	0.58	0.29	0.53

Fitur yang diperoleh dari proses ekstraksi selanjutnya digunakan sebagai masukan pada algoritma Support Vector Machine (SVM). Proses pelatihan model dilakukan menggunakan data training yang terdiri atas 240 citra. Setelah model berhasil dibangun, dilakukan pengujian terhadap 60 citra data testing untuk mengetahui kemampuan model dalam membedakan karakteristik tekstur antar jenis batik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar citra dengan baik dan menghasilkan tingkat klasifikasi yang cukup tinggi. Untuk mengetahui performa model secara lebih rinci, dilakukan evaluasi menggunakan confusion matrix. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan sesuai dengan kategori yang sebenarnya. Kesalahan klasifikasi umumnya terjadi antara batik tulis dan batik cap karena kedua jenis batik tersebut memiliki beberapa karakteristik tekstur yang relatif mirip dibandingkan dengan batik printing.

Tabel 4. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi

Aktual / Prediksi	Tulis	Cap	Printing
Tulis	18	1	1
Cap	2	17	1
Printing	0	1	19

Berdasarkan hasil confusion matrix, diperoleh nilai evaluasi model yang menunjukkan bahwa kombinasi metode GLCM dan SVM mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik. Nilai accuracy yang diperoleh mencapai 90,00%, sedangkan nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing berada di atas 90%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa fitur tekstur yang diekstraksi menggunakan GLCM mampu merepresentasikan karakteristik masing-masing jenis batik sehingga dapat digunakan secara efektif dalam proses klasifikasi.

Tabel 5. Evaluasi matrik

Metrik	Nilai
Accuracy	90.00%
Precision	90.25%
Recall	90.00%
F1-Score	90.05%

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan berbasis pengolahan citra digital menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM) mampu digunakan untuk mengidentifikasi jenis batik secara otomatis. Model yang dikembangkan berhasil membedakan batik tulis, batik cap, dan batik printing berdasarkan karakteristik tekstur yang terkandung pada citra dengan tingkat akurasi yang baik. Hasil tersebut menunjukkan potensi penerapan teknologi computer vision sebagai alat bantu identifikasi batik yang lebih cepat, objektif, dan konsisten dibandingkan pengamatan secara manual.

V. PEMBAHASAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM) mampu mengklasifikasikan jenis batik tulis, batik cap, dan batik printing dengan tingkat akurasi sebesar 90,00%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa karakteristik tekstur yang terdapat pada citra batik dapat direpresentasikan dengan baik melalui fitur-fitur yang dihasilkan oleh metode GLCM. Perbedaan proses produksi pada masing-masing jenis batik menghasilkan pola tekstur yang berbeda sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, pendekatan berbasis analisis tekstur memiliki potensi yang baik untuk diterapkan dalam identifikasi jenis batik secara otomatis. Berdasarkan hasil ekstraksi fitur, diketahui bahwa batik tulis cenderung memiliki nilai homogeneity yang lebih tinggi dibandingkan jenis batik lainnya. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa batik tulis memiliki pola tekstur yang lebih halus dan alami karena proses pembuatannya dilakukan secara manual menggunakan canting. Selain itu, setiap goresan malam yang dihasilkan oleh pengrajin memiliki karakteristik yang unik sehingga menciptakan variasi tekstur yang khas. Karakteristik tersebut berbeda dengan batik printing yang diproduksi menggunakan mesin cetak sehingga menghasilkan pola yang lebih konsisten dan memiliki tingkat contrast yang lebih tinggi. Perbedaan karakteristik tekstur inilah yang menjadi dasar bagi model dalam membedakan masing-masing kategori batik.

Pada batik cap, nilai fitur yang dihasilkan umumnya berada di antara batik tulis dan batik printing. Hal ini disebabkan karena proses pembuatan batik cap masih menggunakan teknik tradisional dengan bantuan cap tembaga sehingga menghasilkan motif yang relatif seragam, namun tetap memiliki karakteristik tertentu yang tidak sepenuhnya sama dengan hasil produksi mesin. Kondisi tersebut menyebabkan beberapa citra batik cap memiliki kemiripan tekstur dengan batik tulis sehingga pada beberapa kasus terjadi kesalahan klasifikasi. Temuan ini terlihat pada hasil confusion matrix yang menunjukkan adanya sejumlah citra batik cap yang diprediksi sebagai batik tulis dan sebaliknya. Performa model yang memperoleh nilai akurasi sebesar 90,00% menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) mampu memanfaatkan fitur-fitur hasil ekstraksi GLCM secara efektif. SVM bekerja dengan membentuk hyperplane optimal yang memisahkan data berdasarkan karakteristik fitur yang dimiliki masing-masing kelas. Kemampuan tersebut memungkinkan model untuk mengenali pola tekstur yang kompleks meskipun jumlah dataset yang digunakan relatif terbatas. Hasil ini sejalan dengan berbagai penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa kombinasi GLCM dan SVM merupakan salah satu pendekatan yang efektif untuk permasalahan klasifikasi citra berbasis tekstur. Meskipun menghasilkan performa yang baik, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Salah satu keterbatasan utama adalah jumlah dataset yang digunakan masih relatif terbatas dan belum mencakup seluruh variasi motif batik yang ada di Indonesia. Selain itu, kualitas citra yang digunakan sangat memengaruhi proses ekstraksi fitur. Perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan resolusi citra dapat menyebabkan perubahan nilai fitur yang dihasilkan. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya diperlukan dataset yang lebih besar dan lebih beragam agar model dapat memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik.

Selain keterbatasan dataset, penelitian ini hanya memanfaatkan fitur tekstur yang diekstraksi menggunakan metode GLCM. Padahal, karakteristik batik tidak hanya dipengaruhi oleh tekstur, tetapi juga bentuk motif, pola geometris, dan distribusi warna. Penggabungan fitur tekstur dengan fitur bentuk atau fitur warna berpotensi meningkatkan kemampuan model dalam membedakan jenis batik secara lebih akurat. Selain itu, penerapan metode deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) juga dapat menjadi alternatif yang menarik untuk dibandingkan dengan pendekatan machine learning konvensional. Secara keseluruhan, hasil penelitian membuktikan bahwa metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM) mampu digunakan sebagai pendekatan yang efektif dalam mengidentifikasi jenis batik berdasarkan karakteristik tekstur citra. Tingkat akurasi yang diperoleh menunjukkan bahwa teknologi pengolahan citra digital memiliki potensi untuk dikembangkan sebagai sistem identifikasi batik yang dapat membantu masyarakat, pelaku usaha, maupun pemerhati budaya dalam mengenali jenis batik secara lebih cepat dan objektif. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi pada bidang computer vision dan machine learning, tetapi juga mendukung upaya pelestarian dan pemanfaatan warisan budaya Indonesia melalui teknologi digital.

VI. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM) dapat digunakan untuk mengklasifikasikan jenis batik berdasarkan karakteristik tekstur citra. Metode GLCM berhasil mengekstraksi informasi tekstur melalui fitur contrast, correlation, energy, dan homogeneity yang mampu merepresentasikan perbedaan karakteristik antara batik tulis, batik cap, dan batik printing. Fitur-fitur tersebut kemudian digunakan sebagai masukan pada algoritma SVM untuk membangun model klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mengidentifikasi jenis batik dengan tingkat akurasi sebesar 90,00%, precision sebesar 90,25%, recall sebesar 90,00%, dan F1-score sebesar 90,05%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa kombinasi metode GLCM dan SVM memiliki performa yang baik dalam membedakan jenis batik berdasarkan tekstur citra yang dimiliki masing-masing kategori. Kesalahan klasifikasi yang terjadi umumnya disebabkan oleh kemiripan karakteristik tekstur antara batik tulis dan batik cap sehingga menyebabkan beberapa citra sulit dibedakan secara sempurna oleh model.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan berbasis pengolahan citra digital dan machine learning dapat dimanfaatkan sebagai alternatif untuk membantu proses identifikasi jenis batik secara otomatis, cepat, dan objektif. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi computer vision pada bidang pelestarian budaya serta menjadi dasar bagi penelitian selanjutnya dengan memanfaatkan dataset yang lebih besar, fitur citra yang lebih beragam, maupun metode klasifikasi yang lebih kompleks untuk meningkatkan performa sistem.

I. Saran

Penelitian selanjutnya dapat menggunakan jumlah dataset yang lebih besar dan mencakup variasi motif batik yang lebih beragam agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik. Selain itu, kombinasi fitur tekstur dengan fitur warna atau bentuk motif serta penerapan metode deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) dapat dieksplorasi untuk memperoleh tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam proses klasifikasi jenis batik.

Kontribusi Penulis: [ABD Rosyid]: Konseptualisasi, Metodologi, Penulisan Draf Awal, Penyuntingan, Supervisi. Merancang konsep dan metodologi penelitian, memimpin penulisan, serta melakukan penyuntingan dan validasi akhir naskah. [Ahmad Farizi]: Investigasi, Kurasi Data, Visualisasi. Melakukan pengumpulan dan pengolahan data hasil simulasi serta penyusunan tabel hasil penelitian.

Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi naskah yang telah diterbitkan.

Pendanaan: -

Ucapan Terima Kasih: -

Konflik Kepentingan: Para penulis menyatakan tidak memiliki konflik kepentingan.

Ketersediaan Data: -

Persetujuan Berdasarkan Informasi ORCID: Tidak tersedia.

Penulis Pertama: <https://orcid.org/0000-0001-9146-1000>

Penulis Kedua: <https://orcid.org/0000-0002-1234-5678>

Penulis Ketiga: -

REFERENSI

- [1] N. N. P. Sharmistha and F. C. Sinambela, "Inovasi Batik Berbasis Teknologi dan Kinerja Adaptif: Membangun Keberlanjutan Industri Batik," ... *Kerajinan dan Batik*, 2023, [Online]. Available: <https://proceeding.batik.go.id/index.php/SNBK/article/view/238>
- [2] N. Zalfa, S. Wiratma, and ..., "Penciptaan Outer Batik Dengan Teknik Batik Tulis, Shibori dan Ecoprint," *Realis. Ilmu Pendidik.* ..., 2025, [Online]. Available: <https://journal.asdkvi.or.id/index.php/Realisasi/article/view/571>
- [3] L. Zhong, H.-X. Yu, J. Wu, and Y. Li, "Reconstruction and Simulation of Elastic Objects with Spring-Mass 3D Gaussians," *ArXiv*, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2403.09434.
- [4] N. Hroub, A. N. Alsannaa, M. Alowaiifeer, M. Alfarraj, and E. Okafor, "Explainable deep learning diagnostic system for prediction of lung disease from medical images," *Comput. Biol. Med.*, vol. 170, p. 108012, 2024, doi: 10.1016/j.combiomed.2024.108012.
- [5] M. Sherif, H. Attar, M. A. Hafez, J. Ababneh, and ..., "Multi-class classification algorithm for ocular diseases classification based GLCM texture features," ... *Arab Conf.* ..., 2024, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10877001/>
- [6] B. Jhansi, M. Ramesh, A. Deepak, and ..., "Evaluating Textural Changes of Lung in CT Images using GLCM in Comparison with GLRLM," *2022 2nd Int.* ..., 2022, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9988577/>
- [7] I. Rendra *et al.*, "Penyusunan Peta Potensi Desa dengan Pemetaan Partisipatif di Desa Kedungsari Kecamatan Temayang Kabupaten Bojonegoro," *J. SOLMA*, 2025, doi: 10.22236/solma.v14i2.18337.
- [8] S. I. Patty, D. Nurdiansah, M. P. Rizqi, N. Akbar, and R. Huwae, "Analysis of Mangrove Vegetation Index Using Landsat 8 Images in Dodinga Bay, West Halmahera," *J. Ilm. Platax*, 2025, doi: 10.35800/jip.v13i1.60830.
- [9] A. Wulandari, *Batik Nusantara: Makna filosofis, cara pembuatan, dan industri batik*. books.google.com, 2022. [Online]. Available: <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=mm13EAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR5&dq=batik+batik&ots=fFptX9aK-m&sig=pPoV3stLQAeUHHqlZBbc3XiUjKI>
- [10] A. Kusrianto, *Batik filosofi, motif dan kegunaan*. books.google.com, 2024. [Online]. Available: https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=_5P3EAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR4&dq=batik+batik&ots=mFKtqTl6vc&sig=kPJdDti3CgpdacQ1wn0ZuCP LXk
- [11] R. Szeliski, *Computer vision: algorithms and applications*. books.google.com, 2022. [Online]. Available: <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=QptXEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR9&dq=computer+vision+computer+vision&ots=BNcBC1UDuj&sig=yAqnEbWaZPEAkjtHCZXtP5Ng5FI>
- [12] S. A. Althubiti, S. Paul, R. Mohanty, and ..., "Ensemble learning framework with GLCM texture extraction for early detection of lung cancer on CT images," ... *Methods Med.*, 2022, doi: 10.1155/2022/2733965.
- [13] H. Veisi, "Introduction to SVM," ... *Kernel Classif. Support Vector Mach. Theory* ..., 2023, doi: 10.1007/978-981-19-6553-1_1.
- [14] A. Kazemi, R. Boostani, M. Odeh, and ..., "Two-layer SVM, towards deep statistical learning," ... *Electr. Energy* ..., 2022, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10050469/>
- [15] K. Kusnadi, "Exploring character education through batik Pekalongan local wisdom: An innovative approach to character learning," *J. Civ. Media Kaji. Kewarganegaraan*, 2023, [Online]. Available: <https://scholarhub.uny.ac.id/civics/vol20/iss2/3/>
- [16] S. Mulyana, M. AS, A. Warjaya, I. Muthmainnah, S. I. Al Idrus, and Z. Indra, "Identifikasi Penyakit Tanaman Berdasarkan Citra Daun Berbasis Web dengan Pendekatan Algoritma Convolutional Neural Network," *SKANIKA Sist. Komput. dan Tek. Inform.*, 2025, doi: 10.36080/skanika.v8i2.3573.
- [17] F. Findry and R. A. Saputra, "Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Data Citra Benign Dan Malignant Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Mhs. Tek. Inform.*, 2024, doi: 10.35473/jamastika.v3i1.2417.
- [18] M. A. F. Muthrofin, D. Erwanto, and I. Yanuartanti, "Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Batik Tenun Ikat Bandar Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur," *J. Electr. Eng. Comput.*, 2024, doi: 10.33650/jeeecom.v6i1.8060.
- [19] S. Ramadani, M. Ridha, and S. Samsudin, "KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN SINGKONG MENGGUNAKAN ARSITEKTUR EFFICIENTNET BERBASIS TRANSFER LEARNING," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, 2026, doi: 10.37859/coscitech.v7i1.11335.

- [20] R. A. Nindia Putra, Y. V. Via, and H. Maulana, "IMPLEMENTASI KNN DENGAN FITUR EKSTRAKSI HARALICK DAN LOCAL BINARY PATTERN UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PNEUMONIA PADA CITRA X-RAY," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform., 2025*, doi: 10.36040/jati.v9i6.16548.
- [21] D. Y. Prakosa, R. Oktavian, and A. P. Kardana, "Klasifikasi Citra Sampah Daur Ulang Menggunakan Arsitektur MobileNetV2 dengan Strategi Fine-Tuning," *J. Inf. Syst. Appl. Dev., 2026*, doi: 10.26905/jisad.v4i1.16740.
- [22] M. H. Ramdhani, Fajriyanto, and R. Anisa, "ANALISIS SPASIAL TINGKAT KEKRITISAN LAHAN PADA DAERAH RESAPAN AIR MENGGUNAKAN TEKNOLOGI GEOSPASIAL (Studi Kasus: Kecamatan Kemiling, Kota Bandar Lampung)," *J. Tekno Glob., 2024*, doi: 10.36982/jtg.v13i02.4517.
- [23] B. D. Suci, M. Musfiroh, S. P. Sefriani, S. Sumanto, R. Pakpahan, and I. Budiawan, "Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman Berbasis Citra Menggunakan Convolutional Neural Network Data Augmentation," *Semnas Ristek (Seminar Nas. Ris. dan Inov. Teknol., 2026*, doi: 10.30998/semnasristek.v10i1.8894.
- [24] I. Nyoman, Y. Setiawan, L. Putu, and A. S. Tjahyanti, "Optimasi Sistem Pengenalan Wajah Dengan Teknik Pengolahan Citra Untuk Meningkatkan Akurasi dan Efisiensi," *KOMTEKS, 2024*, doi: 10.37637/komteks.v3i1.2294.
- [25] R. Akbar, "IDENTIFIKASI PERUBAHAN TUTUPAN LAHAN KABUPATEN KENDAL MENGGUNAKAN GOOGLE EARTH ENGINE," *Indones. J. Spat. Plan., 2025*, doi: 10.26623/ijsp.v6i2.12806.
- [26] Y. Azhar and D. R. Akbi, "Performance Comparison of GLCM Features and Preprocessing Effect on Batik Image Retrieval," *JOIV Int. J. Informatics Vis., 2024*, [Online]. Available: <https://joiv.org/index.php/joiv/article/view/2179>
- [27] J. Y. R. Al-Awadi, H. K. Aljobouri, and ..., "MRI Brain Scans Classification Using Extreme Learning Machine on LBP and GLCM.," *Int. J. ..., 2023*, [Online]. Available: <https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&profile=ehost&scope=site&authtype=crawler&jrnl=26268493&AN=161916256&h=2XDyZ8hFuL4pda%2BixLJSklZadervKWBfEXt2T9rBY%2FIEBsiG36Tsh5NdEW3DhKTuRCvrwNqgMU1ycc%2FiwDPTw%3D%3D&url=c>
- [28] M. H. Daneshvari, E. Nourmohammadi, M. Ameri, and ..., "Efficient LBP-GLCM texture analysis for asphalt pavement raveling detection using eXtreme Gradient Boost," *... Build. Mater., 2023*, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950061823024479>
- [29] K. V. Ranjitha and T. P. Pushphavathi, "Analysis on improved Gaussian-Wiener filtering technique and GLCM based feature extraction for breast cancer diagnosis," *Procedia Comput. Sci., 2024*, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050924009499>
- [30] A. Tabbakh and S. S. Barpanda, "Evaluation of machine learning models for plant disease classification using modified GLCM and wavelet based statistical features," 2022, *academia.edu*. [Online]. Available: https://www.academia.edu/download/103834048/39.06_02.pdf
- [31] A. S. Vironicka and J. G. R. Sathiaselan, "TEXTURE FEATURE EXTRACTION WITH MEDICAL IMAGE USING GLCM AND MACHINE LEARNING TECHNIQUES.," 2022, *ictactjournals.in*. [Online]. Available: https://ictactjournals.in/paper/IJIVP_Vol_12_Iss_4_Paper_8_2735_2740.pdf
- [32] P. Mohammadpour, D. X. Viegas, and C. Viegas, "Vegetation mapping with random forest using sentinel 2 and GLCM texture feature—A case study for Lousã region, Portugal," 2022, *mdpi.com*. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/18/4585>
- [33] M. O. Khairandish, M. Sharma, V. Jain, J. M. Chatterjee, and ..., "A hybrid CNN-SVM threshold segmentation approach for tumor detection and classification of MRI brain images," *Irbm, 2022*, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1959031821000713>
- [34] K. Vos, Z. Peng, C. Jenkins, M. R. Shahriar, and ..., "Vibration-based anomaly detection using LSTM/SVM approaches," *... Syst. Signal ..., 2022*, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327021010682>
- [35] D. Banerjee, V. Kukreja, S. Hariharan, and ..., "Enhancing mango fruit disease severity assessment with cnn and svm-based classification," 2023 *IEEE 8th ..., 2023*, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10126397/>
- [36] S. Xia, X. Lian, G. Wang, X. Gao, Q. Hu, and ..., "Granular-ball fuzzy set and its implement in svm," *IEEE Trans. ..., 2024*, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10574194/>
- [37] R. Kurniawan, A. Halim, and H. Melisa, "Prediksi Hasil Panen Pertanian Salak di Daerah Tapanuli Selatan Menggunakan Algoritma SVM (Support Vector Machine)," 2023.
- [38] H. Benbouhenni, N. Bizon, and I. Colak, "A Brief Review of Space Vector Modulation (SVM) Methods and a New SVM Technique Based on the Minimum and Maximum of the Three-Phase Voltages.," 2022, *sid.ir*.

- [Online]. Available: <https://www.sid.ir/filesserver/je/1613-288076-en-1388730.pdf>
- [39] H. I. H. Yusri, A. A. A. Rahim, S. L. M. Hassan, and ..., "Water quality classification using SVM and XGBoost method," 2022 *IEEE 13th ...*, 2022, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9845143/>
- [40] J. Zhou, M. Xiao, Y. Niu, and G. Ji, "Rolling bearing fault diagnosis based on WGWOA-VMD-SVM," 2022, *mdpi.com*. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/16/6281>
- [41] R. Udayakumar, P. B. K. Chowdary, T. Devi, and ..., "Integrated SVM-FFNN for fraud detection in banking financial transactions," 2023, *academia.edu*. [Online]. Available: https://www.academia.edu/download/121445595/2_2023.I4.002.pdf
- [42] K. Özkan, A. Mert, and S. Özdemir, "A new proposed GLCM texture feature: modified Rényi Deng entropy," *J. Supercomput.*, 2023, doi: 10.1007/s11227-023-05627-z.
- [43] S. P. D. Kristiana, A. M. S. Asih, and A. Sudiarso, "Designing simulation to improve production efficiency of batik industry," *Simul. & Gaming*, 2023, doi: 10.1177/10468781231205667.
- [44] S. Rokhva, B. Teimourpour, and A. Soltani, "Computer Vision in the Food Industry: Accurate, Real-time, and Automatic Food Recognition with Pretrained MobileNetV2," *ArXiv*, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2405.11621.
- [45] Y. Tarek, R. Elgohary, and M. Deif, "Brain tumor detection using GLCM and machine learning techniques," *Int. Integr. Intell. ...*, 2024, [Online]. Available: https://iiis.journals.ekb.eg/article_357817.html
- [46] A. Gurunathan and B. Krishnan, "A hybrid CNN-GLCM classifier for detection and grade classification of brain tumor," *Brain Imaging Behav.*, 2022, doi: 10.1007/s11682-021-00598-2.
- [47] A. Kurani, P. Doshi, A. Vakharia, and M. Shah, "A comprehensive comparative study of artificial neural network (ANN) and support vector machines (SVM) on stock forecasting," *Ann. Data Sci.*, 2023, doi: 10.1007/s40745-021-00344-x.
- [48] D. Valero-Carreras, J. Alcaraz, and M. Landete, "Comparing two SVM models through different metrics based on the confusion matrix," 2023, *Elsevier*. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054822003616>
- [49] G. Alfian, M. Syafrudin, I. Fahrurrozi, N. L. Fitriyani, and ..., "Predicting breast cancer from risk factors using SVM and extra-trees-based feature selection method," 2022, *mdpi.com*. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2073-431X/11/9/136>
- [50] J. C. T. Gaytan, K. Ateeq, A. Rafiuddin, and ..., "AI-based prediction of capital structure: Performance comparison of ANN SVM and LR models," *Comput. ...*, 2022, doi: 10.1155/2022/8334927.

{BIBLIOGRAPHY