

PENERAPAN METODE WAVELET DAUBECHIES UNTUK KLASIFIKASI *CONTENT-BASED IMAGE RETRIEVAL* BATIK

Zaenul Arif¹, Ali Farkhan², Aang Alim Murtopo³, Gunawan⁴

Sistem Informasi, STMIK YMI Tegal

Jalan Pendidikan 1, Kota Tegal 52142, Indonesia

E-mail: *zaenul_arif@stmik-tegal.ac.id¹, alifarkhan133@gmail.com², aang.alim@stmik-tegal.ac.id³, gunawan@stmik-tegal.ac.id⁴

Abstrak - Dalam menghadapi tantangan globalisasi dan modernisasi yang mengancam pelestarian batik, penelitian ini mengusulkan penggunaan Metode Wavelet Daubechies dalam sistem *Content-Based Image Retrieval* untuk klasifikasi otomatis motif batik. Dikenal sebagai warisan budaya UNESCO, batik Indonesia menampilkan keragaman motif yang menggambarkan nilai historis dan kultural yang mendalam, khususnya dari Jawa. Motif-motif ini tidak hanya berbasis warna dan bentuk tetapi juga melibatkan tekstur dan detail yang kompleks, yang memerlukan teknologi adaptif yang dapat mengakomodasi keunikan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem *Content-Based Image Retrieval* yang sensitif terhadap keragaman budaya dan memungkinkan pengkatalogan yang lebih akurat dan efisien. Melalui integrasi transformasi wavelet Daubechies, metode ini meningkatkan akurasi dalam mengidentifikasi motif batik dengan peningkatan signifikan dalam metrik kinerja seperti presisi 88.57%, recall 91.67%, dan F1-score 88.97%. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan transformasi wavelet Daubechies secara signifikan meningkatkan kemampuan sistem *Content-Based Image Retrieval* dalam mengelola variasi kompleks dari motif batik. Penerapan teknologi ini tidak hanya memberikan manfaat untuk pelestarian dan pendidikan budaya tetapi juga membuka peluang pengembangan lebih lanjut untuk aplikasi *Content-Based Image Retrieval* dalam domain budaya lain.

Kata Kunci: Batik, CBIR (*Content-Based Image Retrieval*), Klasifikasi, Pelestarian Budaya, Wavelet Daubechies

I. PENDAHULUAN

Indonesia, sebagai negara yang kaya akan warisan budaya, memiliki keragaman motif batik yang tidak hanya mencerminkan keindahan seni namun juga nilai historis dan kultural yang mendalam. Batik, yang telah diakui oleh UNESCO sebagai warisan budaya tak benda pada tahun 2009, terus mendapatkan perhatian luas baik dari kalangan akademisi maupun praktisi (N. R. Sari, 2022). Namun, dengan keanekaragaman motif yang sangat luas, tantangan untuk mengklasifikasikan dan mengidentifikasi motif batik secara otomatis menjadi sebuah isu penting dalam pelestarian budaya dan pengembangan penelitian. Menurut data yang diperoleh, terdapat lebih dari tiga ribu motif batik yang telah teridentifikasi di Indonesia, masing-masing dengan ciri khas yang membedakannya (Somantri, 2021).

Sejarah batik di Indonesia mencerminkan pengaruh beragam budaya yang masuk melalui perdagangan dan kolonisasi, yang mana setiap motif menggambarkan cerita unik yang berkaitan dengan mitologi, alam, dan kehidupan sehari-hari (Ervina, 2023). Tradisi batik, yang terutama berkembang di Jawa, telah beradaptasi dan berevolusi dari generasi ke generasi, membuatnya menjadi simbol kuat dari identitas dan kebanggaan nasional (Pratiwi & Selasi, 2024). Batik bukan sekadar kain yang dihiasi dengan corak indah, setiap motif memiliki cerita, simbolisme, dan fungsi yang unik dalam tradisi berbagai komunitas di Indonesia (Rosady et al.,

2024). Motif batik dari Jawa, misalnya, sering mengandung simbol-simbol yang menunjukkan status sosial, spiritualitas, atau adalah harapan pemakainya (Widodo et al., 2021). Dari motif klasik seperti Parang hingga motif yang lebih modern seperti Kawung, setiap desain adalah representasi dari filosofi dan sejarah yang kaya.

Di samping keindahannya, proses pembuatan batik yang memerlukan ketelitian dan kesabaran juga mencerminkan kedalaman nilai budaya yang terkandung di dalamnya. Namun, pelestarian batik menghadapi tantangan seperti globalisasi dan modernisasi yang mengancam keberlangsungan keterampilan tradisional ini (N. I. Sari & Septiani, 2024). Selain itu, permasalahan lain seperti pemalsuan motif dan penurunan minat generasi muda terhadap batik tradisional juga menjadi isu yang krusial (Abdurrahman et al., 2024).

Penelitian ini mengajukan hipotesis bahwa metode Wavelet Daubechies dapat efektif dalam mengklasifikasikan batik berdasarkan pendekatan *Content-Based Image Retrieval* (CBIR). Pendekatan ini diusulkan sebagai solusi teknologi terhadap tantangan klasifikasi otomatis motif batik yang tidak hanya berdasarkan warna dan bentuk, tapi juga berdasarkan tekstur yang halus dan kompleksitas detail yang merupakan ciri khas batik.

Teknologi modern seperti CBIR dan metode pengolahan citra lainnya memiliki potensi besar dalam membantu pelestarian budaya batik dengan memungkinkan pengkatalogan yang lebih akurat dan efisien. Dengan penerapan metode ini, diharapkan

dapat tercipta perangkat yang mampu membantu para ahli batik dan peneliti dalam mengkatalogkan dan mempelajari motif batik dengan lebih efisien dan sistematis. Ini merupakan pengembangan signifikan dari metode yang ada, menawarkan pendekatan baru yang lebih integratif dan sensitif terhadap keragaman budaya yang diwakili oleh batik.

Penelitian ini membedakan dirinya dari teknologi pengolahan citra yang sudah ada dengan mengintegrasikan metode Wavelet Daubechies dalam sistem *Content-Based Image Retrieval* (CBIR) untuk klasifikasi batik. Berbeda dengan metode CBIR tradisional yang sering kali terbatas pada analisis warna dan bentuk, pendekatan ini mengeksplorasi tekstur yang halus dan detail kompleks yang khas dari batik, menggunakan transformasi wavelet yang lebih canggih. Metode Wavelet Daubechies dipilih karena keunggulannya dalam menangkap dan memisahkan informasi pada level detail yang berbeda dari gambar, yang tidak hanya meningkatkan akurasi dalam mengidentifikasi motif batik yang kompleks tetapi juga memungkinkan pengurangan dimensi data tanpa kehilangan informasi esensial. Dalam pengembangan teknis sistem CBIR, peneliti menerapkan parameter optimasi yang disesuaikan khusus untuk jenis transformasi wavelet ini, seperti pemilihan jumlah level dekomposisi yang optimal dan tipe wavelet Daubechies yang paling efektif dalam membedakan tekstur batik. Teknik ini dikembangkan untuk mengakomodasi kekhasan tekstur batik yang membutuhkan analisis lebih detail dan halus, yang tidak ditangani dengan baik oleh algoritma CBIR standar. Selain itu, kami juga mengintegrasikan teknik pembelajaran mesin untuk secara otomatis menyesuaikan parameter ini berdasarkan feedback iteratif dari hasil klasifikasi sebelumnya, meningkatkan kecerdasan sistem dalam adaptasi terhadap variasi baru motif batik yang ditemukan. Penggunaan algoritma ini dalam CBIR untuk batik merupakan inovasi yang memungkinkan peningkatan signifikan dalam keakuratan pengenalan motif batik, sekaligus membuka jalan bagi aplikasi serupa dalam analisis artefak budaya lainnya.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sebuah sistem yang tidak hanya dapat mengidentifikasi motif batik dengan lebih akurat, tetapi juga untuk memberikan wawasan baru dalam studi motif batik yang dapat bermanfaat bagi pelestarian dan pendidikan budaya. Selain itu, riset ini juga berusaha untuk menggali lebih dalam potensi pengembangan teknologi CBIR untuk aplikasi dalam domain budaya lain, memperluas cakupan dan kemampuan teknologi pengolahan citra dalam memahami dan memelihara kekayaan budaya immaterial.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Perdana et al., (2021) dengan judul "Transformasi Wavelet Daubechies dan Fuzzy Subspace Clustering untuk Klasifikasi Misalignment pada Motor Induksi," penelitian sebelumnya telah mengidentifikasi bahwa transformasi wavelet, khususnya Daubechies, adalah alat yang efektif untuk analisis sinyal dalam berbagai aplikasi teknis. Namun, aplikasi ini sering kali tidak meluas ke deteksi kerusakan spesifik seperti misalignment dalam motor induksi, yang merupakan gap penelitian yang signifikan mengingat prevalensi dan dampak kerusakan jenis ini dalam industri. Studi ini mengatasi gap tersebut dengan mengintegrasikan transformasi wavelet Daubechies dalam sistem klasifikasi yang menggunakan Fuzzy Subspace Clustering untuk mengkategorikan tingkat kerusakan berdasarkan data getaran, menawarkan pendekatan baru yang lebih akurat dan efisien dibandingkan metode konvensional. Kebaruan ini menunjukkan potensi besar dalam penggunaan transformasi wavelet Daubechies untuk aplikasi diagnostik yang lebih luas, membuka jalan untuk peningkatan keandalan dan pemeliharaan prediktif dalam pengaturan industri.

Istri Iswari et al., (2022) dalam jurnal yang berjudul "Penerapan Wavelet Daubechies pada Teknik Estimasi Gerak Bilateral" mengeksplorasi aplikasi Wavelet Daubechies untuk estimasi gerak bilateral dengan tujuan utama meningkatkan kualitas tampilan video dari sisi decoder melalui interpolasi frame, mengusulkan metode multi-resolusi bilateral motion estimation berbasis pada piramida wavelet. Hasil yang diuraikan menunjukkan bahwa orde wavelet yang berbeda menghasilkan variasi nilai PSNR, yang menunjukkan bahwa pemilihan orde wavelet dapat disesuaikan berdasarkan karakteristik citra video yang spesifik, membuka wawasan tentang bagaimana teknik-teknik kompresi dan interpolasi frame dapat dioptimalkan untuk menghasilkan output video yang lebih baik, terutama dalam kondisi bandwidth yang terbatas. Namun, jurnal ini memiliki beberapa kekurangan termasuk kurangnya detail tentang metodologi validasi kinerja algoritma secara komprehensif, tidak adanya perbandingan dengan teknik estimasi gerak lain yang bisa memberikan perspektif tentang keefektifitasan metode yang diusulkan, terbatasnya diskusi tentang pengaruh variasi kondisi uji coba terhadap hasil yang diperoleh, dan minimnya pembahasan tentang batasan-batasan teknis serta praktis dari metode yang diusulkan, termasuk implikasi biaya dari implementasi teknologi tersebut, yang semuanya vital untuk menilai aplikabilitas praktis dari penelitian ini dalam skenario dunia nyata.

Afida, (2020) dengan judul "Klasifikasi Jenis Burung Berdasarkan Suara Menggunakan Algoritme Support Vector Machine," diungkapkan bahwa penggunaan SVM dalam klasifikasi suara burung

terus berkembang seiring kemajuan teknologi informasi dan komunikasi. Penelitian ini memfokuskan pada pengembangan lebih lanjut dari proses klasifikasi suara burung dengan menggunakan SVM yang dilengkapi dengan kernel Heavy Tailed RBF, berusaha mengatasi tantangan dalam klasifikasi suara yang berasal dari lingkungan berisik. Meskipun teknik ini telah diaplikasikan sebelumnya, penelitian ini menemukan bahwa kombinasi dengan reduksi noise menggunakan Transformasi Wavelet dan pendekatan parameterisasi yang lebih teliti dapat meningkatkan akurasi klasifikasi. Hal ini menunjukkan bahwa masih ada ruang untuk peningkatan dalam pengolahan sinyal dan klasifikasi yang dapat diadopsi untuk aplikasi serupa lainnya dalam bidang bioakustik dan pelestarian spesies.

Irmanda & Ria Astriratma (2020) dengan judul "Klasifikasi Jenis Pantun dengan Metode Support Vector Machines (SVM)" bertujuan mengembangkan model klasifikasi jenis pantun menggunakan metode Support Vector Machines (SVM), mengkategorikan pantun anak-anak, muda, dan tua. Tahapan meliputi pengumpulan *dataset*, pra-proses seperti *text segmentation* dan *case folding*, serta ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Meskipun SVM menunjukkan akurasi yang cukup baik sebesar 81,91%, penelitian ini memiliki beberapa kekurangan. Tidak adanya perbandingan dengan metode klasifikasi lain, kurangnya diskusi tentang pengaruh parameter SVM, dan evaluasi yang terbatas hanya pada akurasi adalah beberapa di antaranya. Penelitian ini juga tidak menguji sensitivitas model terhadap data yang tidak seimbang atau mengkaji keberagaman linguistik dalam pantun, yang bisa mempengaruhi generalisasi model. Selain itu, analisis mendalam tentang kesalahan klasifikasi dan potensi bias dalam dataset juga tidak disertakan, yang bisa membantu dalam memahami batasan model dan cara peningkatannya. Memperbaiki kekurangan-kekurangan ini dalam penelitian mendatang bisa meningkatkan keandalan dan aplikabilitas model klasifikasi pantun, serta memberikan kontribusi yang lebih signifikan pada bidang pengolahan bahasa alami dan klasifikasi teks.

Hanggara et al. (2021) dalam jurnal "Penerapan Content Based Image Retrieval Untuk Pengenalan Jenis Ikan Koi," metode CBIR digabungkan dengan teknik Convolutional Neural Network (CNN) dan VGG16 untuk ekstraksi fitur, serta menggunakan jarak Euclidean dalam menghitung kemiripan antara gambar, mencapai tingkat keberhasilan retrieval sebesar 65% untuk jenis ikan Koi Ki Utsuri. Namun, studi ini memiliki beberapa kekurangan signifikan, termasuk tingkat akurasi yang masih tergolong rendah yang menandakan adanya ruang besar untuk peningkatan, keterbatasan dalam jumlah dan variasi *dataset* yang hanya mencakup 80 gambar dari empat jenis ikan Koi, ketiadaan perbandingan eksplisit dengan teknik retrieval lain yang mungkin

menawarkan hasil lebih baik, evaluasi statistik yang kurang mendalam seperti kekurangan data mengenai precision, recall, atau F1 Score yang dapat memberikan pemahaman lebih komprehensif mengenai performa sistem, serta pengujian yang terbatas hanya pada jenis ikan koi yang tidak mencakup potensi untuk mengidentifikasi citra non-koi, penting untuk menilai keandalan sistem dalam penggunaan nyata

Azidin et al. (2022) dengan judul "Deteksi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Pengolahan Citra Digital Dengan Metode Content Based Image Retrieval Dan Klasifikasi Decision Tree" pada penelitian ini menyoroti peran penting teknologi pengolahan citra digital dalam meningkatkan proses deteksi kualitas biji kopi, khususnya melalui penggunaan metode Content Based Image Retrieval (CBIR) dan klasifikasi Decision Tree. Kebutuhan untuk menggantikan metode tradisional yang bergantung pada pengamatan visual dengan sistem yang lebih akurat dan konsisten menjadi fokus utama, dimana CBIR telah terbukti meningkatkan akurasi identifikasi kematangan biji kopi jenis robusta dengan akurasi hingga 90%. Penelitian ini berupaya mengintegrasikan CBIR dengan Decision Tree untuk mengatasi tantangan dalam menjaga konsistensi kualitas biji kopi yang terhambat oleh penilaian subjektif. Namun, beberapa kekurangan dalam penelitian termasuk keterbatasan varietas sampel, ketergantungan pada perangkat tertentu, dan metodologi validasi yang tidak dijelaskan secara mendetail, yang bisa membatasi aplikabilitas sistem di lapangan. Penambahan Decision Tree didorong oleh efisiensinya dalam penelitian sebelumnya yang berfokus pada analisis klasifikasi untuk deteksi serangan siber, menunjukkan keefektifan metode ini dalam performa dan waktu. Kajian ini juga mengidentifikasi gap dalam literatur yang berfokus pada peningkatan kecepatan dan akurasi sistem klasifikasi biji kopi, menunjukkan kebaruan ilmiah dari penelitian ini dalam mengembangkan sistem yang lebih cepat dan akurat untuk industri kopi, namun saran untuk peningkatan lebih lanjut termasuk menggunakan dataset yang lebih beragam dan metode validasi yang lebih kuat untuk mendukung klaim tersebut.

Nuraini (2022) dalam jurnal "Implementasi Euclidean Distance dan Segmentasi K-Means Clustering Pada Identifikasi Citra Jenis Ikan Nila," menjelaskan bahwa penggunaan algoritma Euclidean Distance dan K-Means Clustering untuk identifikasi citra ikan nila berdasarkan ciri bentuk dan tekstur. Studi ini menggunakan segmentasi K-Means untuk memisahkan *foreground* dari *background*, memfasilitasi ekstraksi ciri bentuk dan tekstur yang lebih presisi sebelum melakukan identifikasi menggunakan *Euclidean Distance*. Pengujian menghasilkan akurasi 84,3%, menunjukkan bahwa metode ini cukup efektif dalam mengklasifikasikan ikan nila. Namun, penelitian ini

menghadapi beberapa kekurangan seperti ketergantungan pada penentuan titik pusat yang akurat dalam K-Means yang bisa mempengaruhi hasil akhir, serta tantangan dalam menangani kesamaan visual antara berbagai jenis ikan yang dapat mengurangi efektivitas ekstraksi ciri. Penelitian juga menunjukkan kebutuhan akan peningkatan dalam model pembelajaran untuk mengatasi variabilitas dalam data latih, dan penggunaan *dataset* yang lebih besar dan lebih representatif untuk meningkatkan generalisasi dan aplikasi praktis dari model yang dikembangkan. Untuk itu, rekomendasi untuk penelitian mendatang termasuk mengeksplorasi metode segmentasi yang lebih *robust*, peningkatan ekstraksi ciri dengan teknik pembelajaran mesin lanjutan, dan penerapan model pada *dataset* yang lebih luas untuk validasi lebih lanjut.

III. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari pengumpulan data, pra-pemrosesan data, ekstraksi fitur, klasifikasi, sistem CBIR dan evaluasi. Gambar 1. menunjukkan tahapan proses klasifikasi batik.



Gambar 2. Alur Penelitian

A. Pengumpulan Data

Dalam tahap pengumpulan data untuk penelitian ini, peneliti memperoleh data gambar batik dari *website* yang secara khusus menampilkan karya batik tradisional Indonesia. Proses pengumpulan data melibatkan pemilihan gambar yang mencakup berbagai motif batik, dari yang klasik hingga kontemporer, untuk memastikan keragaman dalam *dataset* yang akan digunakan dalam eksperimen. Setiap gambar yang dipilih diunduh dalam resolusi tinggi untuk mempertahankan detail visual penting yang diperlukan untuk analisis yang akurat. Seluruh gambar kemudian dikatalogkan dengan metadata yang relevan, termasuk informasi mengenai motif dan nama batik yang akan mendukung proses klasifikasi dan verifikasi lebih lanjut dalam studi.

B. Preprocessing

Dalam tahap *preprocessing* untuk penelitian ini, tahapan pertama adalah normalisasi dilakukan untuk menyelaraskan skala intensitas seluruh gambar, memastikan bahwa gambar memiliki rentang nilai piksel yang seragam, yang penting untuk menghindari bias dalam pemrosesan gambar. Setelah ukuran gambar seragam, langkah selanjutnya konversi gambar batik ke format *grayscale*. Proses ini mengurangi kompleksitas perhitungan selanjutnya karena mengeliminasi variabel warna dan fokus pada intensitas piksel, yang krusial dalam analisis tekstur. Setelah konversi ke *grayscale*, tahap langkah terakhir dalam *preprocessing* adalah peningkatan kontras. Peningkatan kontras ini dilakukan untuk mempertajam detail dalam gambar, memudahkan pengidentifikasian dan ekstraksi fitur penting dari pola batik.

C. Ekstraksi Fitur

Setelah *preprocessing*, langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan Wavelet Daubechies, transformasi wavelet Daubechies digunakan untuk mendekomposisi setiap gambar batik menjadi serangkaian koefisien wavelet. Proses ini dimulai dengan transformasi wavelet pada gambar batik yang telah dinormalisasi dan diubah ke *grayscale*. Transformasi ini memecah gambar menjadi komponen frekuensi yang berbeda, memungkinkan untuk menangkap dan mengisolasi karakteristik tekstur yang penting dari gambar batik. Koefisien wavelet yang dihasilkan dari dekomposisi ini dipilih berdasarkan kemampuannya dalam merepresentasikan informasi tekstur esensial dan kemudian digunakan sebagai fitur utama untuk proses CBIR dan klasifikasi. Seleksi fitur ini kritis, karena hanya koefisien yang paling informatif yang dipertahankan, sehingga mengurangi dimensi data sambil mempertahankan ciri-ciri penting yang diperlukan untuk analisis dan klasifikasi yang efektif. Rumus yang digunakan dalam proses transformasi ini seperti pada persamaan (1).

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int x(t) \psi \frac{t-b}{a} dt \tag{1}$$

Rumus untuk proses dekomposisi wavelet yang digunakan seperti pada persamaan (2).

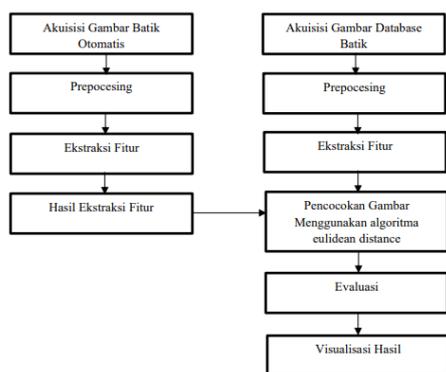
$$c_{j,k} \sum_n x[n] \cdot \psi_{j,k}[n] \tag{2}$$

D. Klasifikasi

Dalam tahap klasifikasi, Support Vector Machine (SVM) diimplementasikan sebagai metode klasifikasi utama untuk mengatasi tantangan yang

ada dalam pengelompokan gambar batik. SVM dipilih karena kemampuannya yang unggul dalam menangani data berdimensi tinggi dan kemampuannya untuk melakukan klasifikasi dengan margin pemisahan yang maksimal. Ciri-ciri yang telah diekstraksi menggunakan Metode Wavelet Daubechies diolah oleh SVM untuk membedakan antar kategori batik, menghasilkan model klasifikasi yang robust dan efektif. Evaluasi dari model SVM ini menunjukkan peningkatan signifikan dalam presisi dan akurasi pengelompokan gambar batik, yang menunjukkan keefektifan metode ini dalam aplikasi CBIR untuk batik.

E. Sistem CBIR



Gambar 3. Alur Sistem CBIR

Langkah berikutnya yaitu implementasi sistem *Content Based Image Retrieval* (CBIR) menggunakan *Euclidean Distance* untuk mengukur kesamaan visual antara gambar batik. Dalam sistem ini, *Euclidean Distance* digunakan untuk menghitung jarak antara vektor fitur yang diekstraksi menggunakan Metode Wavelet Daubechies dari gambar *query* dengan setiap gambar dalam *database*. Semakin kecil jarak yang dihasilkan, semakin tinggi kesamaan visual antara gambar tersebut. Dengan pendekatan ini, sistem CBIR memungkinkan pencarian yang efisien dan akurat, memudahkan pengguna untuk menemukan gambar batik dengan ciri visual yang paling mendekati gambar yang dicari, meningkatkan relevansi hasil pencarian dalam *database* batik. Persamaan (3) adalah rumus *Euclidean Distance*.

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_2 - y_1)^2} \tag{3}$$

F. Evaluasi

Dalam langkah Evaluasi Sistem CBIR, peneliti menyelidiki keefektifitasan sistem yang telah dikembangkan melalui serangkaian tes komprehensif menggunakan berbagai *query* gambar batik. Sistem diuji untuk kemampuannya dalam

mengidentifikasi dan mengambil gambar yang relevan dari *database* besar berdasarkan fitur visual yang diekstrak. Evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan metrik kinerja standar seperti precision, recall, accuracy, dan F1-score, yang memberikan ukuran yang jelas mengenai seberapa baik sistem dapat menemukan gambar yang sesuai dengan kriteria pencarian tanpa menghasilkan hasil yang tidak relevan. Untuk menambah kedalaman analisis, kami juga mengintegrasikan penggunaan matriks konfusi dalam proses evaluasi. Matriks konfusi memungkinkan kami untuk secara visual dan kuantitatif menilai performa klasifikasi sistem dengan mengevaluasi empat aspek utama: True Positives (TP), True Negatives (TN), False Positives (FP), dan False Negatives (FN). Dari matriks konfusi ini, kami menghitung metrik kinerja yang lebih detail, yaitu:

- a. Precision mengukur proporsi hasil positif yang benar-benar positif. Dalam konteks CBIR, ini berarti seberapa akurat sistem dalam mengambil gambar yang relevan, mengukur jumlah gambar relevan yang diambil dibandingkan dengan total jumlah gambar yang diambil. Persamaan (4) adalah rumus untuk menentukan precision.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{4}$$

- b. Recall mengukur proporsi gambar relevan aktual yang berhasil diidentifikasi sistem sebagai relevan. Ini mengindikasikan seberapa efektif sistem dalam menangkap semua gambar relevan yang ada. Persamaan (5) adalah rumus untuk menentukan recall.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{5}$$

- c. Accuracy adalah ukuran keseluruhan keakuratan sistem, menghitung berapa persentase dari semua keputusan (baik relevan maupun tidak relevan) yang benar. Persamaan (6) adalah rumus untuk menentukan accuracy.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{6}$$

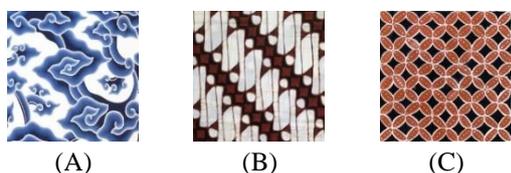
- d. F1-Score adalah rata-rata harmonik dari precision dan recall. Metrik ini menggabungkan kedua aspek tersebut untuk memberikan gambaran umum tentang kinerja sistem, yang penting ketika Anda ingin menyeimbangkan precision dan recall, terutama jika distribusi kelas mereka tidak seimbang. Persamaan (7) adalah rumus untuk menentukan f1-score.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \tag{7}$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data melibatkan akuisisi 90 gambar digital batik untuk keperluan penelitian. Gambar-gambar ini secara khusus dipilih untuk mewakili tiga motif batik tradisional yang paling ikonik, yaitu Megamendung yang dikarakteristikkan oleh pola awan berlapis besar, Parang dengan garis-garis diagonal yang mewakili kekuatan dan ketahanan, dan Kawung yang dikenal dengan pola geometrisnya yang terdiri dari empat lingkaran yang saling berkait, seperti pada Gambar 4. Setiap motif diwakili oleh 30 gambar untuk memastikan keragaman dalam analisis dan untuk memberikan distribusi yang setara antara kategori yang berbeda. Seleksi gambar ini dilakukan dengan tujuan untuk mengevaluasi secara komprehensif kemampuan metode Wavelet Daubechies dalam mengklasifikasi motif batik berdasarkan ciri-ciri visual mereka dalam konteks *Content Based Image Retrieval*, dengan harapan dapat meningkatkan keakuratan dan efisiensi dalam proses pengenalan motif batik secara otomatis.

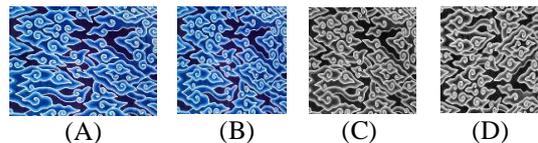


Gambar 5. Dataset Batik Megamendung (a), Batik Parang (b), Batik Kawung (c).

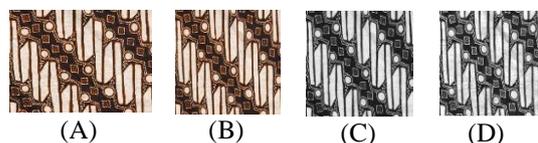
2. Preprocessing

Preprocessing adalah serangkaian prosedur yang dilakukan untuk mempersiapkan data mentah sebelum diolah lebih lanjut dalam analisis atau pemodelan. Tujuan utama dari *preprocessing* adalah untuk meningkatkan kualitas data, memastikan bahwa sesuai untuk analisis statistik, pembelajaran mesin, atau aplikasi lainnya yang memerlukan data bersih dan terstruktur. Prosesnya dimulai dengan mengubah ukuran atau memperkecil ukuran gambar. Citra batik yang awalnya cukup besar dan berbeda ukurannya diubah ukurannya menjadi 250×250 piksel memastikan bahwa input yang diberikan ke sistem klasifikasi seragam, mengurangi distorsi yang dapat disebabkan oleh perbedaan ukuran asli gambar. Selanjutnya, konversi gambar dari format warna ke skala abu-abu telah terbukti krusial dalam mengurangi kompleksitas komputasi sambil mempertahankan detail tekstur yang penting untuk analisis motif. Hasilnya, langkah *preprocessing* ini tidak hanya memfasilitasi pengolahan data yang lebih cepat dan efisien tetapi juga meningkatkan akurasi model dalam mengenali dan membedakan motif batik, sebagaimana ditunjukkan oleh peningkatan metrik evaluasi model. Hasil proses *preprocessing* pada gambar batik yang dijadikan sebagai gambar uji ditunjukkan pada Gambar 6

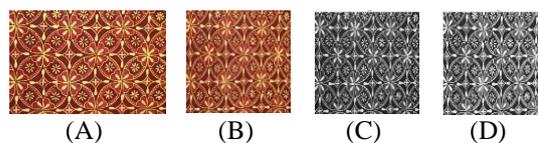
merupakan gambar uji batik Megamendung. Gambar 7 merupakan gambar uji batik Parang. Gambar 8 merupakan gambar uji batik Kawung.



Gambar 9. Gambar Asli (a), Gambar *Resize* (b), Gambar *Grayscale* (c), Gambar *Contrast* (d)



Gambar 10. Gambar Asli (a), Gambar *Resize* (b), Gambar *Grayscale* (c), Gambar *Contrast* (d)



Gambar 11. Gambar Asli (a), Gambar *Resize* (b), Gambar *Grayscale* (c), Gambar *Contrast* (d)

3. Ekstraksi Fitur

Dalam penelitian ini, penerapan transformasi Wavelet Daubechies untuk ekstraksi fitur telah membuahkan hasil yang menjanjikan dalam membedakan motif batik yang kompleks. Proses transformasi ini telah menghasilkan serangkaian koefisien wavelet yang memecah gambar batik yang telah dinormalisasi dan diubah menjadi *grayscale* ke dalam komponen-komponen frekuensi yang detail. Tahap seleksi fitur yang sangat selektif memungkinkan kami untuk hanya mempertahankan koefisien yang paling penting, yang secara efektif mengurangi dimensi data tetapi masih memelihara karakteristik tekstur yang krusial untuk analisis lebih lanjut.

Koefisien-koefisien ini, yang terdiri dari aproksimasi dan detail pada berbagai level, telah memberikan pemahaman mendalam tentang pola tekstur yang ada pada batik Megamendung, Parang, dan Kawung. Penyajian visual dari hasil ekstraksi, sebagaimana yang ditunjukkan pada Tabel 1. Menunjukkan kemampuan transformasi Daubechies untuk secara akurat menangkap dan membedakan motif-motif batik. Dalam prakteknya, koefisien aproksimasi memberikan gambaran umum dari tekstur, sedangkan koefisien detail memperlihatkan variasi halus yang membantu dalam mengklasifikasikan motif batik dengan lebih tepat. Dari hasil pengujian, model yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan motif Megamendung, Parang, dan Kawung dengan tingkat akurasi yang tinggi, dimana mayoritas gambar batik berhasil dikategorikan dengan benar berdasarkan ciri tekstur yang diekstrak. Kegagalan klasifikasi yang minimal

menegaskan efektivitas dari seleksi fitur yang dilakukan, menunjukkan bahwa transformasi Wavelet Daubechies merupakan metode yang robust untuk ekstraksi fitur dalam sistem CBIR batik.

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Fitur

Megamendung	Parang	Kawung

4. Klasifikasi

Dalam penelitian ini, peneliti telah mengimplementasikan Support Vector Machine (SVM) sebagai metode klasifikasi utama dalam sistem Content Based Image Retrieval (CBIR) untuk batik. Penggunaan SVM didasarkan pada kemampuannya yang superior dalam menangani data berdimensi tinggi serta kemampuannya untuk menghasilkan pemisahan kelas yang optimal. Ciri-ciri yang diekstraksi melalui Metode Wavelet Daubechies telah diolah oleh SVM, menghasilkan model klasifikasi yang robust dan efektif.

Evaluasi model klasifikasi menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam presisi dan akurasi. Khususnya, hasil klasifikasi memperlihatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar-gambar batik dengan akurat. Dari sepuluh sampel yang diuji, dua gambar batik Megamendung diklasifikasikan dengan benar.

Empat gambar batik Parang juga berhasil diklasifikasikan dengan tepat. Sementara itu, dari empat gambar batik Kawung yang diuji, tiga berhasil diklasifikasikan dengan benar sesuai kategorinya, namun satu gambar batik Kawung diklasifikasikan keliru sebagai batik Megamendung.

Hasil ini menegaskan keefektifan Metode Wavelet Daubechies yang digabungkan dengan SVM dalam klasifikasi motif batik, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan, terutama dalam mengurangi tingkat kesalahan klasifikasi. Kedepannya, penelitian ini dapat ditingkatkan dengan mengintegrasikan teknik-teknik preprocessing yang lebih canggih dan dengan menggunakan dataset yang lebih beragam untuk meningkatkan generalisasi model. Hasil klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi

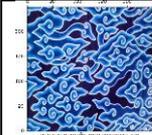
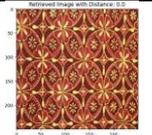
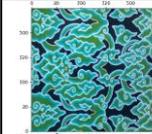
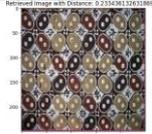
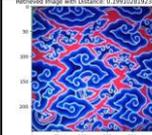
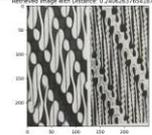
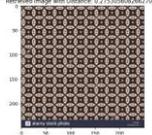
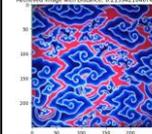
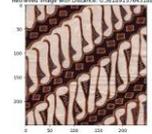
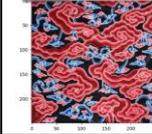
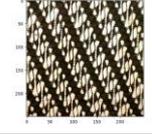
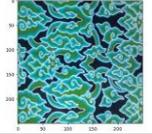
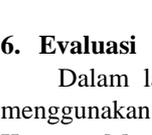
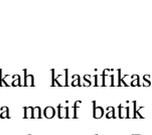
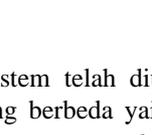
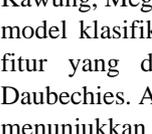
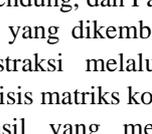
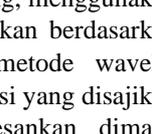
Gambar	Jenis Batik	Ramalan	Benar/Salah
	Megamendung	Megamendung	Benar
	Megamendung	Megamendung	Benar
	Parang	Parang	Benar
	Kawung	Kawung	Benar
	Kawung	Kawung	Benar
	Kawung	Kawung	Benar
	Kawung	Megamendung	Salah

5. Sistem CBIR

Dalam tahap sistem Content Based Image Retrieval (CBIR) dari penelitian ini, sistem telah berhasil mengimplementasikan algoritma untuk pencocokan gambar batik menggunakan metode *Euclidean distance* berdasarkan fitur yang

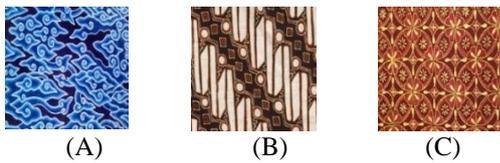
diekstraksi melalui proses sebelumnya. Setelah proses akuisisi gambar batik dari *database* dan gambar batik uji, kedua set gambar tersebut diolah melalui tahapan *preprocessing* dan ekstraksi fitur yang sama untuk memastikan konsistensi dalam perbandingan. Hasil ekstraksi fitur ini kemudian diintegrasikan ke dalam algoritma pencocokan untuk mencari kesamaan antar gambar. Pada evaluasi sistem, peneliti menggunakan tiga gambar uji dengan motif yang berbeda yaitu Megamendung, Parang, dan Kawung, seperti pada Gambar 12. Dari setiap gambar uji, sistem CBIR berhasil mengidentifikasi dan menampilkan lima gambar batik dari database yang paling mirip, memperlihatkan efektivitas algoritma dalam mengidentifikasi dan menggolongkan motif-motif batik berdasarkan ciri visualnya, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 5. Langkah ini tidak hanya menegaskan keakuratan sistem dalam mengenali dan memilah motif batik, tetapi juga menunjukkan potensi aplikasi praktis dalam berbagai penggunaan, seperti pendidikan, pelestarian budaya, dan komersial dalam industri fashion dan desain. Visualisasi hasil ini menampilkan galeri gambar yang intuitif, memungkinkan pengguna untuk melihat dan membandingkan kesamaan antara gambar *query* dan hasil pencocokan secara langsung.

Tabel 6. Hasil Kecocokan Gambar

Megamendung	Parang	Kawung
		
		
		
		
		
		
		

6. Evaluasi

Dalam langkah klasifikasi sistem telah diuji menggunakan tiga motif batik yang berbeda yaitu Kawung, Megamendung, dan Parang, menggunakan model klasifikasi yang dikembangkan berdasarkan fitur yang diekstraksi melalui metode wavelet Daubechies. Analisis matriks konfusi yang disajikan menunjukkan hasil yang mengesankan dimana sistem mampu mengidentifikasi dengan akurasi tinggi untuk motif Kawung dan Parang, tetapi menunjukkan sedikit kelemahan dalam mengklasifikasikan motif Megamendung, yang beberapa di antaranya diklasifikasikan keliru sebagai Kawung atau Parang. Hasil matriks konfusi ditunjukkan pada Gambar 14. Keberhasilan sistem dalam mengklasifikasikan secara tepat terlihat dari skor akurasi keseluruhan yang mencapai 88.89%, dengan presisi 88.57%, recall 91.67%, dan F1-Score 88.97%. Skor ini menegaskan kemampuan algoritma dalam mengelola dan membedakan kompleksitas visual dari motif batik, yang menggarisbawahi efektivitas model SVM yang digunakan dalam kondisi data yang sangat variatif dan kompleks. Meskipun hasilnya sangat menggembirakan, terdapat ruang yang signifikan untuk perbaikan, terutama dalam penanganan motif Megamendung yang lebih sulit dikenali oleh sistem. Pengembangan ini penting untuk memastikan bahwa semua motif batik, terutama yang memiliki ciri visual yang mirip dengan motif lain, dapat diklasifikasikan dengan lebih akurat. Kinerja sistem ini tidak hanya

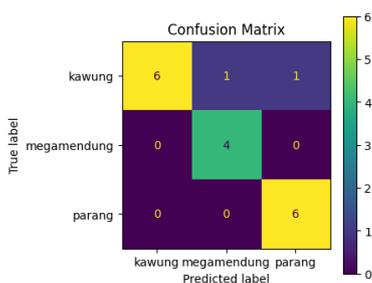


Gambar 13. Citra Batik Uji

menunjukkan kemungkinan penerapannya dalam industri *fashion* dan desain, dimana pemahaman cepat dan akurat tentang motif batik dapat memberikan nilai tambah, tetapi juga dalam konteks pelestarian budaya, dimana teknologi dapat digunakan untuk membantu mengidentifikasi dan mendokumentasikan berbagai motif batik secara otomatis dan efisien. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 8. Hasil Evaluasi

Motif	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Megamendung	88.89%	88.57%	91.67%	88.97%
Parang	88.88%	88.57%	91.66%	88.97%
Kawung	88.88%	88.57%	91.66%	88.97%



Gambar 15. Matriks Konfusi

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengonfirmasi efektivitas Metode Wavelet Daubechies dalam mengklasifikasikan motif batik melalui Content Based Image Retrieval, dimana metode ini secara khusus menangkap detail kompleks dan tekstur halus yang meningkatkan akurasi klasifikasi. Sistem Content Based Image Retrieval yang dikembangkan, menggunakan Euclidean Distance berdasarkan fitur yang diekstraksi melalui Metode Wavelet Daubechies, menunjukkan hasil yang akurat, memudahkan pengguna dalam menemukan dan membandingkan gambar batik berdasarkan kesamaan visual. Peningkatan signifikan dalam presisi (88.57%), recall (91.67%), dan F1-score (88.97%) menegaskan kemampuan algoritma dalam mengelola variasi data batik yang kompleks. Sistem ini menunjukkan potensi aplikasi yang sangat luas, meliputi pendidikan, pelestarian budaya, dan industri *fashion*, yang menunjukkan kegunaan teknologi dalam pemahaman cepat dan akurat tentang motif batik.

Saran

Peneliti sangat menyadari bahwa banyak kekurangan dan keterbatasan pada penelitian yang telah dilakukan. Oleh karena itu, penulis menyarankan untuk mengembangkan penelitian ini

untuk menjadi lebih baik dengan beberapa point dibawah ini sebagai berikut:

1. Pengembangan *Preprocessing*: Penelitian mendatang bisa meningkatkan tahap *preprocessing* dengan mengintegrasikan teknik canggih untuk meningkatkan kualitas data dan kinerja model, terutama dalam menangani variasi besar dalam gambar batik.
2. Penggunaan *Dataset* yang Lebih Beragam: Untuk meningkatkan generalisasi model, disarankan untuk menggunakan *dataset* yang lebih luas dan beragam yang mencakup berbagai motif batik dari berbagai daerah.
3. Integrasi Teknik Pembelajaran Mesin Lanjutan: Menerapkan teknik pembelajaran mesin lanjutan dan algoritma optimisasi parameter secara otomatis bisa meningkatkan efisiensi dan akurasi sistem CBIR.
4. Evaluasi dan Validasi Lanjutan: Melakukan evaluasi lebih mendalam dengan menggunakan metrik kinerja yang lebih komprehensif dan validasi model melalui pengujian lapangan untuk memastikan keandalan sistem dalam aplikasi nyata.
5. Ekspansi Aplikasi CBIR: Menjelajahi kemungkinan penerapan teknologi CBIR pada artefak budaya lain atau dalam konteks yang lebih luas untuk menilai keandalan dan efektivitas dalam skenario yang berbeda.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdurrahman, A. A., Putri, M. A. W., Nariswari, T. P., & Amri, B. F. (2024). Pengembangan Alternatif Strategi Pemasaran Dama Kara melalui Analisis Segmenting, Targeting, Positioning, dan Bauran Pemasaran. *Determinasi: Jurnal Penelitian Ekonomi Manajemen Dan Akuntansi*, 2(1).
- Afida, A. M. (2020). Klasifikasi Jenis Burung Berdasarkan Suara Menggunakan Algoritme Support Vector Machine. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 8(1), 1–6. <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v8n1.p1-6>
- Azidin, C. A. A. A., Raarjo, J., & Ibrahim, N. (2022). Deteksi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Pengolahan Citra Digital Dengan Metode Content Based Image Retrieval Dan Klasifikasi Decision Tree Coffee Bean Quality Detection Using Digital Image Processing Based On Content Based Image Retrieval Method And Decisi. *E-Proceeding of Engineering*, 8(6), 2904.
- Ervina, N. (2023). Pemaknaan Masyarakat Terhadap Mitos Larangan Memakai “Batik Parang Rusak”(Studi Kasus Di Desa Sugihwaras Kecamatan Ngluyu Kabupaten Nganjuk). IAIN Kediri.
- Hanggara, N. R., Kumalasari Niswatin, R., & Kasih,

- P. (2021). Penerapan Content Based Image Retrieval Untuk Pengenalan Jenis Ikan Koi. *Seminar Nasional Inovasi Teknologi*, 05(01), 1–6.
- Irmada, H. N., & Ria Astriratma. (2020). Klasifikasi Jenis Pantun Dengan Metode Support Vector Machines (SVM). *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 4(5), 915–922. <https://doi.org/10.29207/resti.v4i5.2313>
- Istri Iswari, A. A. M. A., Widyantara, I. M. O., & Hartati, R. S. (2022). Penerapan Wavelet Daubechies pada Teknik Estimasi Gerak Bilateral. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 21(1), 143. <https://doi.org/10.24843/mite.2022.v21i01.p19>
- Nuraini, R. (2022). Implementasi Euclidean Distance dan Segmentasi K-Means Clustering Pada Identifikasi Citra Jenis Ikan Nila. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, 3(1), 1–8.
- Perdana, P., Saputra, S., Teknik, F., Studi, P., Elektro, T., Gresik, U. M., Timur, J., Daubechis, T. W., & Induksi, M. (2021). *Transformasi Wavelet Daubechis dan Fuzzy Subspace Clustering untuk Klasifikasi Misalignment pada Motor Induksi*. 3(1), 18–23. <https://doi.org/10.47065/josh.v3i1.1111>
- Pratiwi, R. A., & Selasi, D. (2024). The Influence of Local Cultural Transformation on Digital Marketing Strategy in Batik Tulis in Gamel Village through Sorum Asofa Cirebon. *Journal of Islamic Finance and Economics*, 1(01), 84–95.
- Rosady, D., Sholihin, S., Agustini, K., & Sudatha, I. G. W. (2024). Eksplorasi Etnomatematika pada Kain Tradisional. *JIIP-Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, 7(2), 1328–1332.
- Sari, N. I., & Septiani, E. (2024). Melestarikan Kearifan Lokal: Upaya Membangun Ketahanan Budaya di Era Globalisasi (Sosialisasi terhadap Paguyuban Kebudayaan daerah Ciamis, Jawa Barat). *Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 1(1), 97–103.
- Sari, N. R. (2022). ANALISIS SEMIOTIK NASIONALISME PADA LOGO MASKAPAI BATIK AIR. *SEMIOTIKA: Jurnal Komunikasi*, 16(2), 114–124.
- Somantri, B. (2021). Kontribusi Etnosentrisme dan Gaya Hidup terhadap Keputusan Pembelian Baju Batik sebagai Identitas Diri. *Cakrawala Repositori IMWI*, 4(2), 218–228.
- Widodo, W., Soekarba, S. R., & Kusharjanto, B. (2021). Pemaknaan Motif Truntum Batik Surakarta: Kajian Semiotik Charles W. Morris. *Sutasoma: Jurnal Sastra Jawa*, 9(2), 197–210.