

Penerapan Pembelajaran Mesin untuk Klasifikasi Batik Khas Solo

Izzan Julda D.E Purwadi Putra^{*1}, Agung Koes Indarto²,

¹Program Studi Sistem Komputer, Universitas Dharma AUB, Surakarta, Indonesia

²Program Studi Sistem Informasi, Universitas Dharma AUB, Surakarta, Indonesia

e-mail: ^{*1}izzan.julda@undha-aub.ac.id, ²agung.koes@undha-aub.ac.id

Abstrak

Batik merupakan karya seni khas Indonesia yang kaya akan ragam jenis dan corak. Di wilayah Solo, terdapat beberapa motif populer seperti Sawat, Semenrante, dan Satriomanah. Namun, kemiripan visual yang tinggi di antara ketiga motif tersebut memicu kesulitan dalam proses identifikasi manual. Guna mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan metode *Decision Tree* (DT) untuk melakukan klasifikasi otomatis. Proses ekstraksi karakteristik tekstur pada citra batik dilakukan dengan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Adapun tahapan penelitian ini mencakup pengumpulan dataset, pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, serta tahap klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma *Decision Tree* mampu membedakan jenis motif kain batik dengan sangat baik. Performa model menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96,11% pada skenario pembagian dataset 70%:30%, dan meningkat hingga mencapai akurasi optimal sebesar 97,5% pada pembagian dataset 80%:20%.

Kata kunci— *Decision Tree, Ekstraksi Fitur Tekstur, GLCM, Klasifikasi, Motif Batik Solo*

Abstract

Batik is a distinctive Indonesian art form rich in diverse types and patterns. In the Solo region, several popular motifs exist, including Sawat, Semenrante, and Satriomanah. However, the high visual similarity among these three motifs poses challenges for manual identification. To address this issue, this study implements the Decision Tree (DT) method for automated classification. The extraction of texture characteristics from batik images is conducted using the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method. The research stages encompass dataset collection, preprocessing, feature extraction, and classification. The experimental results demonstrate that the Decision Tree algorithm is highly capable of distinguishing types of batik fabric motifs. The model's performance yields an accuracy level of 96.11% in the 70%:30% dataset split scenario and increases to an optimal accuracy of 97.5% in the 80%:20% dataset split.

Keywords— *Classification, Decision Tree, GLCM, Solo Batik Pattern, Texture Feature Extraction*

1. PENDAHULUAN

Indonesia memiliki berbagai macam kebudayaan dan kesenian daerah yang sangat dikenal oleh berbagai negara di dunia, termasuk Batik [1]. UNESCO telah mengakui bahwa Batik merupakan warisan budaya non-bendawi dari Indonesia pada tanggal 2 Oktober 2009 [2]. Beberapa penelitian mengenai kategorisasi citra batik berdasarkan warna, jenis, bentuk, dan kualitas tekstur terus dilakukan untuk membantu proses dokumentasi citra batik [3]. Namun, membedakan berbagai jenis motif kain batik tetap menjadi tantangan tersendiri karena setiap daerah di Indonesia memiliki pola yang unik dan beragam.

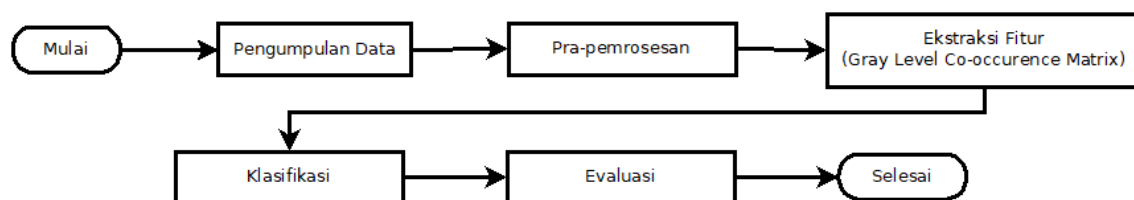
Salah satu jenis batik yang kaya akan karakteristik adalah batik Solo, yang memiliki keunikan tersendiri pada perbedaan elemen desain, warna, dan polanya [4]. Dalam teknik pengolahan citra komputer (*image processing*), identifikasi dan pemeriksaan data visual baik berupa citra bergerak maupun citra diam menjadi salah satu bidang yang sangat krusial [5]. Teknik pengolahan citra dapat memfasilitasi resolusi dan analisis yang lebih baik dibandingkan dengan teknik tradisional. Berbagai metode klasifikasi seperti *Decision Tree (DT)*, *K-Nearest Neighbor*, *Linear Regression*, *Back-Propagation*, *Support Vector Machines*, *Logistic Regression*, *Naive Bayes*, *Random Forest*, dan *Neural Network* dapat diterapkan menggunakan data hasil pengolahan citra [6].

Pengenalan citra batik bertujuan untuk mentransformasikan dan menganalisis data citra menjadi informasi yang bermanfaat. Bagian dari pengenalan citra ini meliputi akuisisi data, restorasi citra, segmentasi, dan rekognisi [7]. Beberapa penelitian terdahulu telah menguji pola kain batik, salah satunya menggabungkan metode *Otsu* dan *Canny* untuk mengidentifikasi karakteristik batik Surakarta dengan akurasi 93% menggunakan 100 data citra [4]. Penelitian lain oleh Surya dkk. mengidentifikasi citra batik menggunakan metode ANN-Backpropagation dan ekstraksi fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), yang berhasil memperoleh akurasi tertinggi sebesar 91,2% pada batik Sogan [8]. Arsa dan Susila menggunakan metode VGG16 dalam klasifikasi batik dan berhasil mengidentifikasi jenis batik dengan akurasi sekitar 97% berbasis classifier Random Forest [9].

Penelitian ini menggunakan metode DT dengan menggunakan 6 parameter fitur ekstraksi tekstur yang ditinjau dari 4 sudut orientasi yang berbeda menggunakan perangkat lunak WEKA. Dataset yang diperoleh juga diperkaya melalui teknik augmentasi data untuk memperbanyak sampel citra.

2. METODE PENELITIAN

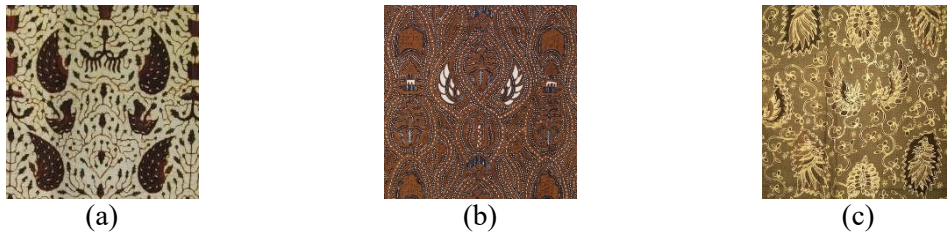
Gambar 1 merupakan metode penelitian yang meliputi tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur tekstur, klasifikasi menggunakan metode *Decision Tree (DT)*, serta evaluasi performa model. Alur sistem secara keseluruhan dimulai dari akuisisi citra batik, diikuti dengan konversi warna citra dari RGB ke *grayscale*, augmentasi data, ekstraksi fitur orde kedua menggunakan GLCM pada sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°, hingga proses klasifikasi dan pengujian akurasi



Gambar 1 Alur Klasifikasi Citra Batik

2.1 Pengumpulan Data

Data untuk klasifikasi motif kain batik Solo diperoleh melalui teknik *scraping data* dari internet, khususnya dari situs web yang menyediakan dataset citra kain batik. Batasan motif batik yang digunakan terdiri dari tiga motif khas Solo yaitu motif Sawat, Semenrante, dan Satriomanah seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2 (a) Sawat, (b) Semenrante, (c) Satriomanah

Gambar 2 merupakan citra kain batik yang dipilih karena memiliki tingkat kemiripan visual yang tinggi, Total dataset yang dikumpulkan berjumlah 600 citra, yang dibagi secara seimbang menjadi 200 citra untuk kelas Sawat, 200 citra untuk kelas Semenrante, dan 200 citra untuk kelas Satriomanah. Pembatasan jumlah dataset ini dilakukan untuk mengurangi risiko *overfitting* selama proses pelatihan. Dataset ini kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan variasi komposisi *percentage split* sebesar 70%:30% (Dataset A), dan 80%:20% (Dataset B)

2. 2 Pra-Pemrosesan

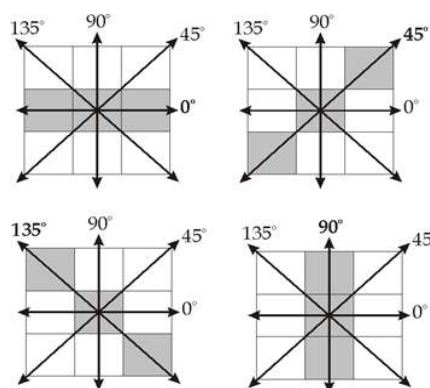
Citra batik yang telah dikelompokkan berdasarkan kelas motifnya terlebih dahulu dikonversi dari citra berwarna (RGB) menjadi citra aras keabuan (*grayscale*) menggunakan Persamaan 1.

$$Gray = (0.289R + 0.587G + 0.114B) \quad (1)$$

Fungsi utama dari konversi *grayscale* pada persamaan (1) adalah untuk mempercepat komputasi klasifikasi dengan mereduksi fitur warna RGB yang tidak diperlukan, karena variasi warna tidak mempengaruhi geometri motif batik. Selanjutnya, dimensi citra diubah menjadi ukuran 50 x 50 piksel. Variasi data latih dan mencegah *overfitting*, diterapkan teknik augmentasi data yang meliputi rotasi, pergeseran (*brightness/swipe*), pemotongan (*cropping*), serta pembalikan (*flipping*) citra secara vertikal dan horizontal menggunakan Python.

2. 3 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur bertujuan untuk mengenali perbedaan pola dan membedakan kelompok kelas pada tahapan klasifikasi. Penelitian ini menggunakan metode analisis tekstur orde kedua *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang diimplementasikan dengan bahasa pemrograman Python. Statistik GLCM dihitung berdasarkan hubungan spasial antar pasangan piksel pada jarak piksel tertentu ($d=1$) dan orientasi sudut (θ) sebesar 0° , 45° , 90° , dan 135° seperti pada Gambar 3.



Gambar 3 Sudut GLCM

Gambar 3 merupakan sudut ekstraksi fitur tekstur GLCM yang digunakan pada penelitian ini yang dilihat dari sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° dan menggunakan 6 fitur GLCM *dissimilarity* (A1), *correlation* (A2), *homogeneity* (A3), *contrast* (A4), ASM (A5), and *energy* (A6) [10] yang ditunjukkan pada Persamaan 2 sampai Persamaan 7.

Dissimilarity (A1) mengukur ketidakmiripan tekstur dalam suatu citra, di mana nilai yang dihasilkan akan besar jika polanya acak dan bernilai kecil jika polanya seragam. Persamaan *dissimilarity* ditunjukkan pada Persamaan 2.

$$Dissimilarity = \sum_{i,j}^{Levels-1} P_{i,j} |i - j| \quad (2)$$

Correlation (A2) Merupakan persamaan untuk mengukur keterikatan linear pada pasangan piksel. Persamaan *correlation* ditunjukkan pada Persamaan 3.

$$Correlation = \sum_{i,j}^{Levels-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (3)$$

Homogeneity (A3) merupakan ukuran keseragaman atau kemiripan citra. Nilainya akan tinggi jika semua piksel memiliki nilai intensitas yang sama. Persamaan *homogeneity* ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{Levels-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \quad (4)$$

Contrast (A4) mengukur tingkat frekuensi spasial dari suatu citra. Persamaan *contrast* ditunjukkan pada Persamaan 5.

$$Contrast = \sum_{i,j=0}^{Levels-1} P_{i,j} (i - j)^2 \quad (5)$$

Angular Second Moment / ASM (A5) mengukur tingkat keseragaman atau kehomogenan piksel dalam suatu citra. Persamaan ASM ditunjukkan pada Persamaan 6.

$$ASM = \sum_{i,j=0}^{Levels-1} P_{i,j}^2 \quad (6)$$

Energy (A6) merupakan persamaan untuk mengukur tingkat ketidaksetaraan derajat keabuan (*gray-level*) dalam suatu citra. Persamaan *energy* ditunjukkan pada Persamaan 7.

$$Energy = \sqrt{ASM} \quad (7)$$

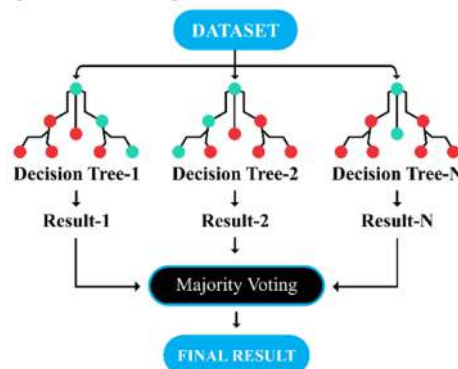
Matriks GLCM dihitung menggunakan Persamaan (2) sampai (7) sehingga dapat merepresentasikan citra secara akurat dengan parameter yang lebih sedikit. Python mendukung semua teknik ekstraksi nilai GLCM yang tersedia. Hasil dari proses ekstraksi tersebut kemudian disimpan dalam format (.CSV).

2. 4 Klasifikasi

Teknik klasifikasi berfungsi untuk memprediksi tipe data yang tidak diketahui [11]. Penelitian ini menggunakan *Decision Tree* (DT) untuk mengklasifikasikan jenis motif kain batik. Salah satu perangkat yang menyediakan banyak fitur *Machine Learning* (ML) adalah perangkat *WEKA Environment*. Perangkat WEKA merupakan sebuah program yang menyediakan sarana untuk persiapan data, pencarian aturan asosiasi (*association rule mining*), pengelompokan (*clustering*), klasifikasi, regresi, dan visualisasi, di samping serangkaian algoritma ML untuk tugas *data mining* [12].

2.4.1 Decision Tree (DT)

Model DT dibangun dengan memilih atribut yang paling berpengaruh dalam memisahkan data ke dalam kelompok yang lebih homogen [11].



Gambar 4 Visualisasi *Decision Tree*

Klasifikasi DT memiliki percabangan pohon yang ditentukan berdasarkan kriteria tertentu, seperti ukuran ketidakpastian atau tingkat kemurnian data. Struktur pohon yang dihasilkan kemudian digunakan untuk memprediksi citra kain batik khas Solo.

2. 4 Validasi

Confusion Matrix (CM) adalah sebuah teknik validasi yang digunakan dalam penelitian ini untuk mengukur akurasi (*accuracy*), mengevaluasi ketepatan (*precision*) dari model klasifikasi, CM memuat hasil prediksi dan kondisi aktual dari luaran klasifikasi [13]. Gambar 5 menunjukkan teknik validasi CM.

		Predicted Class	
		Class A	Class B
Actual Class	Class A	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Class B	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Gambar 5 *Confusion Matrix*

Validasi CM pada penelitian ini diukur dengan menggunakan *accuracy*, *precision*, dan *recall* seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 8 sampai Persamaan 10.

Accuracy mengukur efektivitas klasifikasi secara keseluruhan. Persamaan *accuracy* ditunjukkan pada Persamaan 8.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (8)$$

Precision mengukur label data yang diklasifikasikan sesuai sebagai label positif. Persamaan *precision* ditunjukkan pada Persamaan 9.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

Recall mengukur proporsi kasus positif yang diprediksi secara akurat terhadap seluruh kasus positif lainnya. Persamaan *recall* ditunjukkan pada Persamaan 10.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menunjukkan metode yang digunakan termasuk pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan validasi. Tahap pra-pemrosesan dan ekstraksi fitur menggunakan bahasa pemrograman python, sedangkan tahap klasifikasi dan validasi menggunakan WEKA tools versi 3.8.6.

3.1 Pra-Pemrosesan

Motif batik memiliki berbagai jenis yang berbeda. Perbedaan motif digunakan sebagai indikator untuk mendeteksi berbagai corak kain batik. Hasil dari tahapan pra-pemrosesan mengubah citra berwarna menjadi citra skala keabuan (*grayscale*). Selanjutnya, setiap citra diubah ukurannya menjadi 50 x 50 piksel untuk menyederhanakan proses komputasi. Langkah berikutnya setelah pengubahan piksel tersebut adalah menerapkan augmentasi data dengan menggunakan rotasi, perbesaran (*zoom*), pergeseran (*swipe*), pembalikan vertikal (*flip vertical*), dan pembalikan horizontal (*flip horizontal*) guna membuat data menjadi lebih bervariasi. Tahapan pra-pemrosesan ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman python. Tabel 1 menunjukkan hasil dari citra RGB yang dikonversi ke citra *grayscale*.

Tabel 1 RGB2Gray

Jenis Batik	Citra RGB	Citra Skala Keabuan
Sawat		

Jenis Batik	Citra RGB		Citra Skala Keabuan	
Semenrante				
Satriomanah				

3. 2 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur GLCM menghasilkan 24 fitur pada setiap citra, dengan enam parameter fitur yaitu A1, A2, A3, A4, A5, dan A6. Fitur GLCM ini menghasilkan 24 nilai dilihat dari setiap sudut. Hasil dari ekstraksi fitur GLCM pada sudut orientasi 0° ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil ekstraksi fitur pada sudut 0°

Hasil ekstraksi fitur pada sudut 0°						
<i>Dissimilarity</i>	<i>Correlation</i>	<i>Homogeneity</i>	<i>Contrast</i>	<i>ASM</i>	<i>Energy</i>	<i>Class</i>
45.048	45.60775047	0.047898395	0.055240694	0.094510388	0.068508877	Satriomanah
51.47911111	52.24763705	0.063063819	0.040174667	0.115009638	0.070957903	Satriomanah
49.67777778	51.40926276	0.058520792	0.090811508	0.09869812	0.040074417	Satriomanah
45.79777778	46.73676749	0.097699314	0.07632575	0.095053963	0.061044649	Satriomanah
.....						
60.14755556	71.09546314	0.015172227	0.010530841	0.211599564	0.00275415	Sawat
59.26444444	67.80718336	0.04139436	0.113103039	0.249128169	0.104301708	Sawat
58.552	65.61672968	0.021875788	0.066433226	0.224280763	0.092154813	Sawat
62.59911111	66.09546314	0.187196081	0.176979542	0.235503639	0.162961042	Sawat
.....						
41.27644444	41.33506616	0.019199326	0.00355137	0.02194828	0.06858046	Semenrante
43.16222222	40.81758034	0.032989894	0.051611365	0.082826933	0.086246578	Semenrante
45.04177778	45.58837429	0.080022279	0.050227639	0.138111203	0.081224043	Semenrante
36.56222222	37.73771267	0.006272633	0.008842833	0.054262309	0.005443449	Semenrante

3. 3 Klasifikasi

Klasifikasi menggunakan metode DT dengan sampel data sebesar 600 citra kain batik dari tiap kelas. Klasifikasi menggunakan WEKA *tools* dengan membagi dataset menggunakan fitur *percentage split*. Dataset A dibagi sebesar 70% data latih dan 30% data uji, sedangkan dataset B dibagi sebesar 80% data latih dan 20% data uji. Berdasarkan Tabel 3 hasil terbaik di dapat pada dataset B. *Accuracy*, *precision*, dan *recall* untuk rata-rata *percentage split* 97.5%, 97.7%, dan 97.5%

Tabel 3 Hasil Klasifikasi

<i>Dataset</i>	<i>Class</i>	<i>Confusion Matrix</i>			<i>Accuracy (%)</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
A	Satriomanah	57	0	3	96.11	0.934	0.95
	Sawat	0	62	0		1.00	1.00
	Semenrante	4	0	54		0.947	0.931
	Avg.				96.11	96.1	96.1
B	Satriomanah	41	0	0	97.5	0.932	1.00
	Sawat	0	42	0		1.00	1.00
	Semenrante	3	0	34		1.00	0.91
	Avg.				97.5	97.7	97.5

4. KESIMPULAN

Penelitian mengenai klasifikasi jenis motif kain batik menggunakan metode DT telah berhasil dilakukan dengan menggunakan 600 citra batik sebagai dataset, di mana masing-masing jenis batik memiliki 200 sampel data. Proses klasifikasi jenis motif kain batik ini meliputi pengumpulan citra kain batik, pra-pemrosesan, dan ekstraksi fitur tekstur, yang kemudian dilanjutkan dengan proses klasifikasi dengan membagi seluruh dataset menggunakan metode *percentage split*. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode DT mampu mengklasifikasikan jenis motif kain batik. Metode DT pada dataset B menghasilkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 97,5%. Berdasarkan hasil akurasi tersebut, dinyatakan bahwa metode DT pada dataset B lebih baik dalam mengklasifikasikan jenis motif kain batik. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan variasi dataset batik yang lebih banyak, teknik klasifikasi lain, serta teknik pengumpulan data lainnya dengan berbagai kondisi lingkungan untuk dibandingkan dengan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. A. D. W. Sasongko, R. Lestari, dan H. P. Lestari, "Penciptaan Motif Ragam Hias Batik Interior dari Transformasi Bentuk Visual Warisan Budaya Tak Benda di Pulau Jawa," *SULUH J. Seni Desain Budaya*, vol. 8, no. 1, hal. 1–17, 2025, doi: doi.org/10.34001/jsuluh.v8i1.7911.
- [2] Y. Octavianus dan D. Avianto, "Modifikasi Arsitektur dalam Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Batik Lampung dan Batik Yogyakarta Abstrak," vol. 6, no. 1, hal. 522–535, 2025.
- [3] A. H. Rangkuti, A. Harjoko, dan A. Putra, "A Novel Reliable Approach for Image Batik Classification That Invariant with Scale and Rotation Using MU2ECS-LBP Algorithm," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 179, no. 2019, hal. 863–870, 2021, doi: [10.1016/j.procs.2021.01.075](https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.075).
- [4] J. Kusanti dan A. Suprpto, "Combination of Otsu and Canny Method to Identify the Characteristics of Solo Batik as Surakarta Traditional Batik," *Proc. - 2019 2nd Int. Conf. Comput. Informatics Eng. Artif. Intell. Roles Ind. Revolut. 4.0, IC2IE 2019*, hal. 63–68, 2019, doi: [10.1109/IC2IE47452.2019.8940884](https://doi.org/10.1109/IC2IE47452.2019.8940884).
- [5] T. Hidayat, "Identifikasi Morfologi Citra Daging Menggunakan Teknik Pengolahan Citra Digital," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 1, hal. 1580–1586, 2025, doi: [10.36040/jati.v9i1.12285](https://doi.org/10.36040/jati.v9i1.12285).
- [6] K. Nugroho dan E. Winarno, "Spoofing Detection of Fake Speech Using Deep Neural Network Algorithm," in *2022 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)*, Sep 2022, hal. 56–60. doi: [10.1109/iSemantic55962.2022.9920401](https://doi.org/10.1109/iSemantic55962.2022.9920401).
- [7] M. Juventus Dappa Deke, T. Atha Anastasya, A. Diani Putri Saka, dan E. Yulia Puspaningrum, "Analisis Pengaruh Metode Ekstraksi Fitur Citra Batik Terhadap Kinerja Klasifikasi Svm," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 5, hal. 7516–7523, 2025, doi: [10.36040/jati.v9i5.14752](https://doi.org/10.36040/jati.v9i5.14752).
- [8] R. A. Surya, A. Fadlil, dan A. Yudhana, "Identification of Pekalongan Batik Images Using Backpropagation Method," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1373, no. 1, 2019, doi: [10.1088/1742-6596/1373/1/012049](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1373/1/012049).
- [9] D. M. S. Arsa dan A. A. N. H. Susila, "VGG16 in Batik Classification based on Random Forest," in *2019 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*, Agu 2019, hal. 295–299. doi: [10.1109/ICIMTech.2019.8843844](https://doi.org/10.1109/ICIMTech.2019.8843844).
- [10] A. Fadlil, I. Riadi, dan I. J. D. E. Purwadi Putra, "Comparison of Machine Learning Performance Using Naive Bayes and Random Forest Methods to Classify Batik Fabric Patterns," *Rev. d'Intelligence Artif.*, vol. 37, no. 2, hal. 379–385, 2023, doi: [10.18280/ria.370214](https://doi.org/10.18280/ria.370214).

- [11] Z. Fatah dan D. H. Hasan, "Implementasi Decision Tree untuk Prediksi Tingkat Kesehatan Berdasarkan Data Rekam Medis Pasien," 2025, doi: doi.org/10.36309/goi.v31i2.421.
- [12] S. A. Abdulrahman dan S. F. Khlebis, "Models of Machine Learning to Diagnose Chronic Kidney disease using a WEKA-based Classifier," *Mesopotamian J. Artif. Intell. Healthc.*, vol. 2025, no. M1, hal. 39–47, Apr 2025, doi: 10.58496/MJAIH/2025/005.
- [13] A. Taheri-Garavand, S. Fatahi, A. Banan, dan Y. Makino, "Real-time Nondestructive Monitoring of Common Carp Fish Freshness using Robust Vision-based Intelligent Modeling Approaches," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 159, no. 4, hal. 16–27, 2019, doi: 10.1016/j.compag.2019.02.023.