

KLASIFIKASI CITRA ULOS BATAK MENGGUNAKAN METODE SVM DAN KNN DENGAN EKSTRAKSI FITUR BERBASIS RESNET50

Erhan Perdana, Victor Asido Elyakim P, Khairul Ihsan, Raffi Alwi Pramudya, Rangga Eka Permana

Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa

Jln Jenderal Sudirman Blok A No. 1/2/3 Kota Pematang Siantar, Sumatera Utara

erhanperdana9@gmail.com*

ABSTRAK

Ulos Batak merupakan warisan budaya bernilai tinggi yang menghadapi tantangan pelestarian signifikan di era digital. Kompleksitas motif yang sarat makna filosofis seringkali sulit diidentifikasi secara akurat oleh masyarakat awam, yang berisiko melunturkan pengetahuan tradisional. Kesenjangan ini menyoroti kebutuhan mendesak akan sebuah sistem otomatis untuk klasifikasi motif ulos yang akurat sebagai solusi pelestarian budaya digital. Menjawab tantangan tersebut, penelitian ini mengembangkan dan membandingkan sistem klasifikasi citra dengan mengintegrasikan ekstraksi fitur menggunakan arsitektur ResNet50 dengan dua algoritma, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN). Dataset yang terdiri dari 13.712 citra untuk enam motif ulos yang berbeda telah melalui pra-pemrosesan dan augmentasi data. Ekstraksi fitur dari model ResNet50 menghasilkan representasi visual yang kemudian digunakan untuk melatih kedua model klasifikasi. Evaluasi terhadap 2.743 data uji menunjukkan bahwa model SVM mencapai akurasi 100% dengan F1-score makro 0,99, sedangkan model KNN memperoleh akurasi 99% dan F1-score makro 0,98. Model SVM juga terbukti lebih stabil dalam mengenali motif-motif yang memiliki kemiripan visual tinggi. Temuan ini menegaskan bahwa pendekatan yang diusulkan, khususnya kombinasi ResNet50 dan SVM, menawarkan solusi yang kuat, akurat, dan sangat potensial untuk mendukung pelestarian budaya secara digital melalui aplikasi klasifikasi visual berbasis pembelajaran mesin.

Kata kunci : Klasifikasi Citra, Ulos Batak, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbors, ResNet50

1. PENDAHULUAN

Ulos adalah kain tenun tradisional khas masyarakat Batak Toba di Sumatera Utara yang memegang peranan penting dalam berbagai prosesi adat seperti kelahiran, pernikahan, dan kematian. Setiap motif ulos mengandung nilai filosofis yang berbeda, tercermin dari pola, warna, dan teknik tenunannya [1]. Sebagai bagian dari warisan budaya yang kaya, ulos tidak hanya berfungsi sebagai pakaian, tetapi juga sebagai simbol sosial dan komunikasi budaya dalam masyarakat Batak [2].

Namun, di era globalisasi dan digitalisasi ini, pelestarian nilai-nilai lokal seperti ulos menghadapi tantangan besar, terutama dalam hal pengenalan dan dokumentasi yang akurat. Pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan (artificial intelligence) untuk pengenalan citra kain tradisional menjadi pendekatan yang menjanjikan dalam mendukung pelestarian budaya secara digital. Khususnya, teknik klasifikasi citra berbasis pembelajaran mesin seperti Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) telah terbukti efektif dalam berbagai studi pengenalan pola dan klasifikasi citra [3][4].

Kinerja sistem klasifikasi sangat bergantung pada teknik ekstraksi fitur yang digunakan. Arsitektur deep learning seperti ResNet50 mampu menghasilkan representasi fitur visual yang kaya dan representatif melalui teknik transfer learning, sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi pada citra yang kompleks dan beragam [5]. Kombinasi antara ekstraksi fitur berbasis ResNet50 dengan metode klasifikasi SVM dan KNN masih perlu dieksplorasi

lebih dalam dalam konteks pengenalan motif kain tradisional ulos Batak.

Penelitian-penelitian sebelumnya yang menggunakan metode ekstraksi tekstur seperti Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan klasifikasi K-NN dan SVM telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam pengenalan pola tekstur pada citra hewan ternak dan objek lain [6]. Namun, keterbatasan dalam pengenalan pola visual yang sangat kompleks dan keberagaman motif kain tradisional ulos masih menjadi gap yang perlu diisi.

Oleh karena itu, penelitian ini berupaya mengembangkan sistem klasifikasi citra ulos Batak dengan pendekatan yang menggabungkan kekuatan ekstraksi fitur deep learning ResNet50 dan dua algoritma klasifikasi SVM serta KNN. Pendekatan ini diharapkan mampu mengatasi kompleksitas visual motif ulos secara lebih efektif dibandingkan metode ekstraksi tekstur tradisional, sekaligus memberikan kontribusi baru dalam pelestarian budaya digital melalui teknologi cerdas.

Dengan menitikberatkan pada integrasi teknologi pembelajaran mesin modern dan konteks kearifan lokal, penelitian ini menawarkan kontribusi yang relevan untuk pengenalan motif kain tradisional berbasis citra yang belum banyak dibahas sebelumnya, khususnya pada kain ulos Batak.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Penelitian-penelitian sebelumnya dalam bidang pengenalan pola tekstur telah menunjukkan hasil yang

positif. Sebagai contoh, studi yang menerapkan metode ekstraksi fitur tekstur seperti Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan klasifikasi menggunakan SVM dan K-NN terbukti berhasil pada objek seperti citra hewan ternak. Namun, pendekatan berbasis ekstraksi fitur tekstur tradisional ini memiliki

keterbatasan saat dihadapkan pada objek dengan pola visual yang sangat kompleks dan beragam, seperti yang ditemukan pada motif-motif kain tradisional ulos Batak. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, arsitektur deep learning seperti ResNet50 menawarkan solusi melalui kemampuannya mengekstraksi fitur visual yang kaya dan representatif dengan teknik transfer learning. Meskipun demikian, terdapat celah riset dimana eksplorasi mengenai kombinasi spesifik antara ekstraksi fitur berbasis ResNet50 dengan metode klasifikasi SVM dan KNN masih perlu didalami, khususnya dalam konteks pengenalan motif kain ulos Batak yang belum banyak dibahas.

Oleh karena itu, penelitian ini mengambil posisi untuk mengisi celah tersebut dengan mengembangkan sistem klasifikasi yang secara khusus menggabungkan kekuatan deep learning ResNet50 untuk ekstraksi fitur dan melakukan analisis perbandingan kinerja antara algoritma SVM dan KNN. Pendekatan hibrida ini diharapkan mampu menangani kompleksitas visual motif ulos secara lebih efektif dibandingkan metode ekstraksi tekstur tradisional, sekaligus memberikan kontribusi baru dalam ranah pelestarian budaya digital melalui teknologi cerdas

2.2. K-Nearest Neighbors

Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) merupakan salah satu metode klasifikasi non-parametrik yang bekerja berdasarkan prinsip kedekatan (proximity). Proses klasifikasi terhadap suatu objek baru dilakukan dengan mengidentifikasi mayoritas kelas dari sejumlah tetangga terdekatnya (k-neighbors) dalam ruang fitur (feature space). Dengan kata lain, sebuah objek akan diklasifikasikan ke dalam kelas yang paling banyak di antara tetangga-tetangganya.

Untuk mengukur kedekatan atau jarak antar objek dalam ruang fitur tersebut, metode KNN umumnya memanfaatkan metrik Euclidean Distance. Pendekatan ini dikenal karena kesederhanaannya namun tetap mampu menghasilkan tingkat akurasi yang baik dalam banyak kasus klasifikasi. Perhitungan jarak Euclidean antara dua titik data, yaitu data latih (x) dan data uji (y), dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Dalam rumus tersebut, $d(x, y)$ merepresentasikan jarak kedekatan antara data latih x dan data uji y. Perhitungan ini mengakumulasi kuadrat selisih dari setiap atribut (fitur) ke-i hingga atribut ke-n, di mana n adalah jumlah total atribut yang dimiliki oleh data.

2.3. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma klasifikasi yang bekerja dengan prinsip mencari hyperplane optimal untuk memaksimalkan margin pemisah antar kelas data. Meskipun awalnya dirancang untuk data yang dapat dipisahkan secara linear, kekuatan utama SVM terletak pada kemampuannya menangani data non-linear melalui mekanisme yang dikenal sebagai kernel trick. Teknik ini secara efisien memetakan data ke ruang fitur berdimensi lebih tinggi, di mana pemisahan linear dapat dicapai tanpa perlu melakukan transformasi data secara eksplisit. Terdapat berbagai fungsi yang dapat digunakan untuk transformasi ini, dan dalam konteks penelitian ini, digunakan kernel polynomial. Fungsi ini memetakan data non-linear menggunakan persamaan berikut:

$$K(x, y) = (x \cdot y + c)^d \quad (2)$$

Menggambarkan fungsi kernel yang memproyeksikan data ke ruang berdimensi lebih tinggi menggunakan operasi polinomial. Di mana xxx dan yyy adalah vektor fitur, ccc merupakan konstanta yang mengontrol fleksibilitas batas keputusan, dan ddd adalah derajat polinomial yang menentukan kompleksitas pemisahan antar kelas. Fungsi ini memungkinkan SVM menangani data non-linear dengan lebih efektif.

2.4. ResNet 50

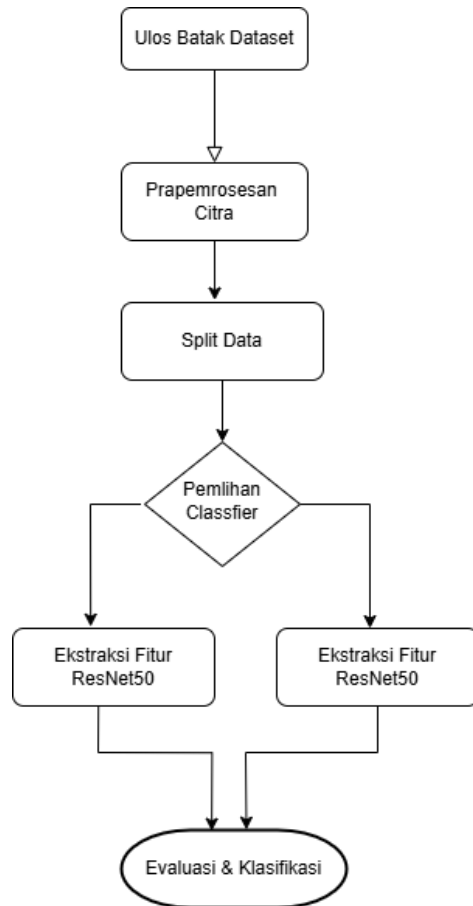
ResNet50 adalah salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang menjadi tonggak penting dalam evolusi deep learning. Dikembangkan oleh Microsoft Research pada tahun 2015, arsitektur ini secara efektif mengatasi tantangan utama dalam melatih jaringan syaraf yang sangat dalam (deep networks), yaitu masalah degradasi akurasi dan vanishing gradient.

Keunggulan fundamental dari ResNet50 terletak pada pengenalan konsep inovatif yang disebut residual block atau skip connection. Mekanisme ini memungkinkan gradien untuk mengalir langsung melewati beberapa lapisan selama proses pelatihan, sehingga jaringan dengan kedalaman hingga 50 lapisan dapat dilatih secara optimal tanpa kehilangan performa. Berkat kemampuannya dalam menangkap fitur visual yang kaya dan hierarkis, ResNet50 tidak hanya unggul sebagai model klasifikasi end-to-end, tetapi juga sangat populer dimanfaatkan sebagai ekstraktor fitur (feature extractor) dalam pendekatan transfer learning untuk berbagai tugas visi komputer.

3. METODE PENELITIAN

Untuk menggambarkan tahapan penelitian secara sistematis dan memudahkan pemahaman alur kerja model klasifikasi citra ulos Batak, disusun sebuah diagram alir (flowchart) seperti yang ditampilkan pada Gambar 1. Flowchart ini menjelaskan proses secara bertahap, mulai dari pengumpulan dataset, pra-

pemrosesan citra, pembagian data latih dan uji, ekstraksi fitur menggunakan arsitektur ResNet50, hingga tahap klasifikasi dengan algoritma SVM dan KNN. Tahapan akhir berupa evaluasi model digunakan untuk mengukur kinerja klasifikasi citra terhadap enam jenis motif ulos Batak.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

3.1. Prapemrosesan Data

Data citra ulos yang telah diperoleh terlebih dahulu melalui tahap pra-pemrosesan sebelum digunakan dalam pelatihan model. Pada tahap ini, seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel untuk menyesuaikan format input dari arsitektur ResNet50 dan memastikan keseragaman dimensi antar data. Selanjutnya, dilakukan proses augmentasi menggunakan library *imgaug* guna meningkatkan variasi data latih dan mencegah overfitting[7].

Beberapa teknik augmentasi yang diterapkan meliputi perubahan tingkat kecerahan dan kontras secara acak, penambahan efek blur Gaussian dan noise, rotasi gambar dengan sudut acak, skala ulang, pemotongan sebagian area citra, serta transformasi geometris menggunakan *piecewise affine*. Proses augmentasi ini bertujuan untuk mensimulasikan variasi kondisi visual pada motif ulos sehingga model dapat belajar secara lebih general terhadap berbagai kemungkinan bentuk, tekstur, dan pencahayaan.

3.2. Ekstraksi Fitur

Tahapan selanjutnya dalam proses klasifikasi citra ulos adalah ekstraksi fitur visual menggunakan arsitektur deep learning ResNet50. Pada penelitian ini, digunakan model ResNet50 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet, dengan konfigurasi tanpa lapisan klasifikasi akhir (*include_top=False*) dan menggunakan skema *global average pooling* untuk memperoleh representasi fitur berdimensi tetap. Setiap citra yang telah melalui tahap pra-pemrosesan dan augmentasi dimuat dengan ukuran 224x224 piksel dan disesuaikan dengan skema pra-pemrosesan standar ResNet50.

Model ini kemudian digunakan untuk mengekstraksi fitur dari seluruh dataset, menghasilkan vektor fitur berdimensi tinggi yang menggambarkan karakteristik visual dari masing-masing motif ulos. Proses ekstraksi dilakukan secara bertahap terhadap seluruh gambar pada direktori dataset yang telah diklasifikasikan berdasarkan nama folder (label)[8]. Hasil ekstraksi fitur ini menjadi input utama bagi proses klasifikasi pada tahap selanjutnya. Pendekatan ini memungkinkan pemanfaatan kekuatan representasi visual dari model pretrained tanpa perlu melatih ulang seluruh jaringan dari awal.

3.3. Penerapan SVM

Pada tahap klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), model dilatih menggunakan fitur yang telah diekstraksi oleh ResNet50. Dalam penelitian ini, digunakan jenis kernel Radial Basis Function (RBF) yang umum digunakan karena kemampuannya menangani data non-linear secara efektif. Model SVM dilatih pada data latih untuk membentuk *hyperplane optimal* yang memisahkan antar kelas citra ulos.

Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur performa klasifikasi. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik seperti precision, recall, F1-score, dan akurasi, yang disajikan melalui laporan klasifikasi (*classification report*)[9]. Selain itu, untuk memvisualisasikan performa klasifikasi lebih lanjut, dibuat *confusion matrix* yang menunjukkan distribusi prediksi terhadap label sebenarnya untuk masing-masing kelas motif ulos. Visualisasi ini membantu dalam mengidentifikasi kelas-kelas yang paling sering mengalami kesalahan prediksi oleh model SVM[10].

3.4. Penerapan KNN

Pada tahap klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN), model dilatih menggunakan data fitur hasil ekstraksi dari ResNet50. Dalam penelitian ini, parameter jumlah tetangga terdekat (*k*) ditentukan secara langsung sebanyak 5 tetangga (*n_neighbors=5*), yang menjadi dasar pengambilan keputusan dalam proses klasifikasi. Metode ini mengklasifikasikan sebuah citra berdasarkan mayoritas label dari lima tetangga

terdekatnya dalam ruang fitur, dengan perhitungan jarak menggunakan Euclidean Distance secara default.

Setelah proses pelatihan selesai, model KNN dievaluasi terhadap data uji untuk mengukur performanya dalam mengenali jenis-jenis motif ulos. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik precision, recall, F1-score, dan akurasi yang disajikan dalam laporan klasifikasi. Selain itu, performa klasifikasi divisualisasikan melalui confusion matrix untuk melihat akurasi prediksi pada masing-masing kelas. Hasil evaluasi ini menjadi dasar untuk membandingkan efektivitas metode KNN terhadap metode SVM dalam klasifikasi citra ulos Batak.

3.5. Evaluasi Model

Untuk mengevaluasi performa model, digunakan confusion matrix berdasarkan hasil prediksi terhadap data uji yang tidak pernah dilibatkan dalam proses pelatihan. Evaluasi ini dilakukan untuk memastikan bahwa model terbaik dari masing-masing algoritma (SVM dan KNN) mampu melakukan klasifikasi secara akurat terhadap data baru. Melalui confusion matrix, diperoleh metrik evaluasi utama seperti *akurasi*, *presisi*, *sensitivitas (recall)*, dan *F1-score*, yang digunakan untuk menilai sejauh mana model dapat membedakan setiap kelas motif ulos dengan baik, sebagaimana metode evaluasi yang diterapkan pada klasifikasi citra penyakit daun padi [11]. Berdasarkan hasil dari *confusion matrix*, nilai akurasi, presisi, sensitivitas, dan F1-score dihitung menggunakan persamaan matematis di bawah ini :

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN+FP+FN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

$$F_1 = \frac{2 \cdot TP}{2 \cdot TP + FP + FN} \quad (6)$$

Dengan keterangan:

- TP (True Positive): Jumlah data dari kelas motif tertentu (misal: Ulos Sadum) yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai Ulos Sadum.
- TN (True Negative): Jumlah data dari kelas motif lain (bukan Ulos Sadum) yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai bukan Ulos Sadum.
- FP (False Positive): Jumlah data dari kelas motif lain yang salah diprediksi sebagai Ulos Sadum.
- FN (False Negative): Jumlah data Ulos Sadum yang salah diprediksi sebagai kelas motif lain.

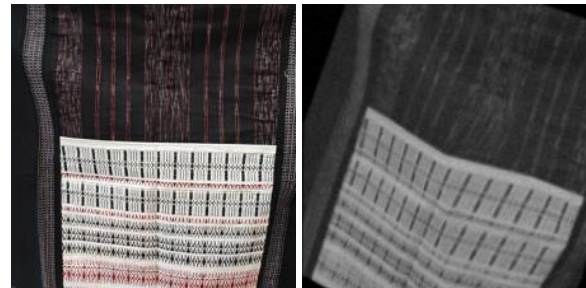
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Prapemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra sehingga lebih optimal untuk tahap ekstraksi fitur dan klasifikasi. Hasil dari proses ini ditunjukkan melalui salah satu sampel citra dari salah satu kelas ulos, misalnya ulos Pinuncaan. Proses pra-pemrosesan meliputi penyesuaian ukuran citra, normalisasi piksel, serta augmentasi seperti

rotasi, perubahan kontras, penambahan noise, dan transformasi geometris.

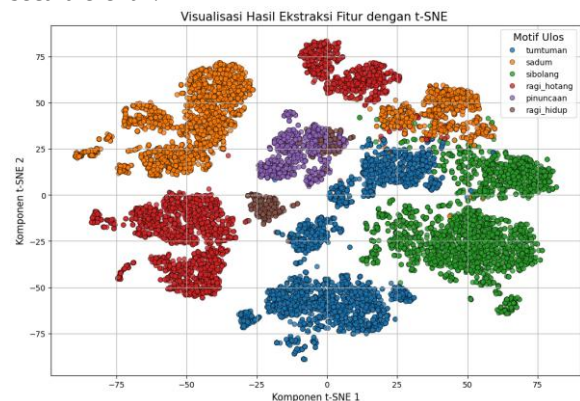
Gambar 2 menampilkan perbandingan antara citra asli dengan citra hasil pra-pemrosesan. Citra di sebelah kiri merupakan data mentah yang masih mengandung variasi kontras dan pencahayaan, sedangkan citra di sebelah kanan adalah hasil setelah augmentasi, di mana kualitas visual telah ditingkatkan untuk mendukung proses ekstraksi fitur yang lebih representatif oleh model ResNet50.



Gambar 2. Sampel Citra Ulos Pinuncaan

4.2. Hasil Ekstraksi Fitur

Hasil ekstraksi fitur diperoleh melalui proses transformasi setiap citra ulos menjadi representasi numerik menggunakan arsitektur ResNet50. Proses ini dimulai dengan memasukkan setiap citra berukuran 224x224 piksel ke dalam model ResNet50 yang telah dilatih pada dataset ImageNet, namun dengan lapisan klasifikasi akhir yang telah dihilangkan (*include_top=False*). Citra tersebut kemudian melewati serangkaian lapisan konvolusional yang berfungsi menangkap karakteristik visual kompleks seperti tekstur dan pola. Pada tahap akhir, *output* dari lapisan ini digabungkan oleh lapisan *Global Average Pooling* untuk menghasilkan sebuah vektor fitur unik berdimensi tinggi bagi setiap citra. Vektor fitur inilah yang menjadi esensi dari setiap motif ulos. Untuk memahami bagaimana fitur-fitur ini mengelompokkan motif yang berbeda, dilakukan reduksi dimensi menggunakan teknik t-SNE (*t-distributed stochastic neighbor embedding*) agar dapat divisualisasikan secara efektif.



Gambar 3. Visualisasi Hasil Ekstraksi dengan t-SNE

Hasil visualisasi fitur menggunakan metode t-SNE menunjukkan pola yang jelas mengenai

kemampuan model dalam membedakan berbagai motif ulos Batak:

- Tumtuman (biru) memperlihatkan cluster yang sangat jelas dan terpisah secara visual. Hal ini menunjukkan bahwa motif Tumtuman memiliki karakteristik visual yang unik, sehingga mudah dikenali oleh model klasifikasi.
- Sadum (oranye) membentuk kelompok terbesar dan padat, mengindikasikan bahwa fitur visual motif Sadum sangat kuat dan konsisten di antara data yang digunakan, serta mudah dibedakan dari motif lainnya.
- Sibolang (hijau) juga terbentuk dalam cluster yang solid dan kompak, menandakan adanya ciri visual spesifik yang memudahkan klasifikasi.
- Ragi Hotang (merah) menunjukkan pemisahan cluster yang jelas dan padat, menegaskan bahwa fitur visualnya berbeda secara signifikan dari motif lainnya.
- Pinuncaan (ungu) memiliki pemisahan yang baik, namun terdapat kedekatan visual dengan beberapa motif lain seperti Sadum dan Ragi Hidup. Hal ini dapat menyebabkan sedikit tantangan dalam proses klasifikasi karena kemungkinan adanya kesamaan visual.
- Ragi Hidup (coklat) memperlihatkan cluster terkecil dengan tingkat keterpisahan yang paling rendah dibandingkan motif lain, sehingga muncul indikasi tantangan dalam klasifikasi akibat adanya kemiripan visual dengan motif Pinuncaan dan Sadum.

Secara umum, visualisasi ini memperlihatkan bahwa ekstraksi fitur dengan metode ResNet50 sangat efektif untuk mengenali sebagian besar motif ulos. Namun, beberapa motif yang memiliki tumpang tindih visual seperti Pinuncaan dan Ragi Hidup memerlukan perhatian khusus dalam proses klasifikasi lebih lanjut. Hal ini dapat diatasi dengan meningkatkan jumlah data untuk motif tertentu, melakukan augmentasi tambahan, atau optimalisasi parameter pada model klasifikasi.

4.3. Pemodelan Klasifikasi

Setelah proses ekstraksi fitur selesai, vektor fitur yang dihasilkan digunakan untuk melatih dan mengevaluasi dua model klasifikasi: Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN). Skenario pemodelan yang diterapkan dijelaskan sebagai berikut:

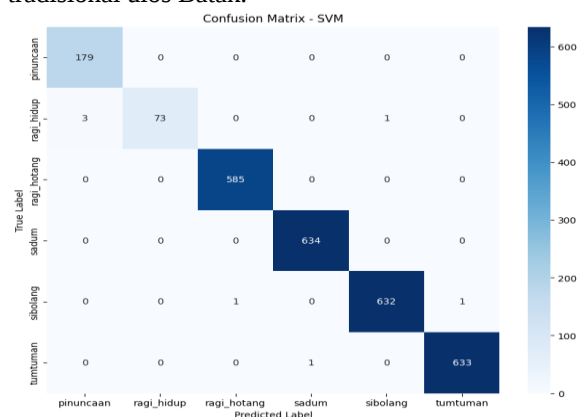
Total dataset yang digunakan dalam penelitian ini, setelah melalui proses pra-pemrosesan dan augmentasi, adalah sebanyak 13.712 citra. Dataset tersebut kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Hasil pembagian ini menghasilkan 10.969 data untuk pelatihan model dan 2.743 data untuk pengujian performa model. Data uji digunakan secara eksklusif untuk evaluasi akhir guna mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya

Implementasi kedua model menggunakan parameter yang telah ditentukan pada tahap metode penelitian untuk memastikan konsistensi.

- Support Vector Machine (SVM)*: Model diimplementasikan menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Parameter regularisasi (C) dan koefisien kernel (gamma) menggunakan nilai *default* yang disediakan oleh pustaka Scikit-learn untuk menjaga keseimbangan antara kompleksitas model dan kemampuan generalisasi.
- K-Nearest Neighbors (KNN)*: Model dikonfigurasi dengan jumlah tetangga terdekat (k) sebanyak 5 tetangga ($n_neighbors=5$). Perhitungan jarak antar vektor fitur didasarkan pada metrik *Euclidean Distance*.

4.4. Confusion Matrix SVM

Model Support Vector Machine (SVM) yang diterapkan dalam penelitian ini menunjukkan performa klasifikasi yang sangat unggul dalam mengidentifikasi jenis-jenis citra kain ulos Batak Toba. Pengujian dilakukan terhadap 2.743 data uji, yang sebelumnya telah melalui proses ekstraksi fitur menggunakan arsitektur ResNet50, sebuah model deep learning yang dikenal mampu menangkap pola visual yang kompleks secara efektif. Hasil klasifikasi kemudian divisualisasikan dalam bentuk confusion matrix, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.1. Confusion matrix ini memberikan gambaran terperinci mengenai distribusi klasifikasi yang dilakukan oleh model terhadap masing-masing kelas ulos. Secara umum, model SVM mampu mengenali pola tekstur dan motif dari citra ulos dengan akurasi yang sangat tinggi, menunjukkan bahwa integrasi antara metode ekstraksi fitur berbasis ResNet50 dan algoritma klasifikasi SVM sangat efektif dalam menangani kompleksitas visual yang terkandung dalam kain tradisional ulos Batak.



Gambar 4. Confusion Matrix SVM

Gambar 4 menampilkan confusion matrix dari model SVM. Berdasarkan hasil evaluasi, model ini menunjukkan kinerja yang sangat tinggi, dengan total akurasi mencapai 100%. Sebagian besar kelas diklasifikasikan dengan sempurna, dengan hanya sedikit kesalahan klasifikasi pada kelas ragi_hidup,

yaitu sebanyak 3 sampel diklasifikasikan sebagai pinuncean dan 1 sebagai sibolang. Namun, kesalahan ini tidak signifikan dan tidak mempengaruhi performa keseluruhan model secara substansial.

Tabel 1. Evaluasi Model SVM

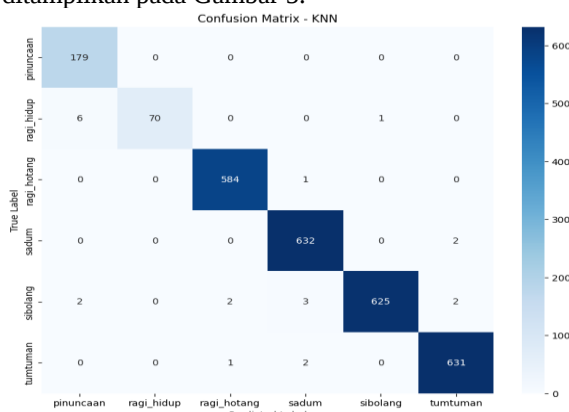
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Pinuncean	0.98	1.00	0.99	179
Ragi Hidup	1.00	0.95	0.97	77
Ragi Hotang	1.00	1.00	1.00	585
Sadum	1.00	1.00	1.00	634
Sibolang	1.00	1.00	1.00	634
Tumtuman	1.00	1.00	1.00	634
Akurasi			1.00	2743
Macro Avg	1.00	0.99	0.99	2743
Weighted Avg	1.00	1.00	1.00	273

Model SVM menghasilkan akurasi yang sangat tinggi, yaitu 100%, dengan macro average F1-score sebesar 0.99, yang menunjukkan bahwa model sangat seimbang dalam precision dan recall di seluruh kelas. Hal ini menjadi bukti bahwa algoritma SVM sangat kompatibel dengan fitur hasil ekstraksi ResNet50, terutama untuk motif ulos yang memiliki pola kontras dan tekstur khas.

Hasil ini menunjukkan bahwa metode SVM dengan fitur ResNet50 mampu mengenali jenis-jenis ulos Batak dengan sangat akurat. Dengan hanya lima kesalahan klasifikasi dari total 2.743 data uji (sekitar 0.18%), sistem yang dikembangkan sangat potensial untuk diterapkan dalam pelestarian budaya berbasis digital, seperti dalam museum virtual atau aplikasi edukatif berbasis visual.

4.5. Confusion Matrix KNN

Selain metode SVM, penelitian ini juga mengimplementasikan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) sebagai pembandingan untuk klasifikasi citra ulos Batak. Model ini menggunakan fitur yang sama seperti SVM, yaitu hasil ekstraksi dari arsitektur ResNet50. Evaluasi terhadap 2.743 data uji menghasilkan confusion matrix seperti yang ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Confusion Matrix KNN

Dari gambar di atas, terlihat bahwa model KNN juga mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra ulos dengan baik, meskipun terdapat lebih banyak kesalahan klasifikasi dibandingkan SVM. Kesalahan klasifikasi terlihat paling banyak terjadi pada kelas ragi_hidup, yang cenderung salah diklasifikasikan ke pinuncean dan sibolang.

Tabel 2. Evaluasi Model KNN

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Pinuncean	0.98	1.00	0.99	179
Ragi Hidup	1.00	0.95	0.97	77
Ragi Hotang	1.00	0.95	1.00	585
Sadum	1.00	1.00	1.00	634
Sibolang	1.00	1.00	1.00	634
Tumtuman	1.00	1.00	1.00	634
Akurasi			0.99	2743
Macro Avg	0.99	0.98	0.98	2743
Weighted Avg	0.99	0.99	0.99	273

Model KNN berhasil mencapai akurasi total sebesar 99%, dengan nilai macro average F1-score sebesar 0.98. Performanya cukup baik dan seimbang antar kelas, namun tidak sebaik model SVM. Kesalahan klasifikasi terbanyak terjadi pada kelas ragi_hidup, yang memiliki kompleksitas visual yang mungkin serupa dengan pinuncean dan sibolang. Selain itu, karena KNN sangat bergantung pada kedekatan spasial dalam ruang fitur, maka model ini lebih rentan terhadap noise dan data outlier dibandingkan SVM.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kedua algoritma klasifikasi yang digunakan Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan enam jenis motif ulos Batak berdasarkan fitur yang diekstraksi dari model ResNet50. Namun, perbedaan signifikan dalam kinerja keduanya perlu dianalisis secara lebih mendalam agar pemilihan metode dapat disesuaikan dengan kebutuhan sistem aplikasi klasifikasi budaya digital.

Model SVM menunjukkan akurasi tertinggi, yakni 100%, dengan macro average F1-score sebesar 0,99. Hampir seluruh kelas motif ulos diklasifikasikan dengan sempurna, hanya terdapat beberapa kesalahan klasifikasi minor pada motif Ragi Hidup. Hal ini menunjukkan bahwa SVM memiliki kemampuan sangat baik dalam menangani data berdimensi tinggi, seperti hasil ekstraksi fitur dari arsitektur deep learning ResNet50.

Kelebihan SVM terletak pada mekanisme pembentukan hyperplane optimal yang memaksimalkan margin antar kelas dalam ruang fitur. Ini membuat SVM lebih tahan terhadap outlier dan noise yang mungkin muncul dalam data visual motif ulos yang memiliki pola serupa [12], [13]. Selain itu, SVM bekerja efektif pada dataset yang tidak terlalu

besar namun kompleks secara visual, seperti dalam kasus pengenalan motif tekstil tradisional yang variatif dan memiliki detail halus.

Model KNN juga menunjukkan performa yang cukup tinggi dengan akurasi sebesar 99% dan macro F1-score sebesar 0,98. Namun, dibandingkan SVM, model ini lebih rentan terhadap kemiripan antar motif, terutama pada kelas Ragi Hidup, yang sering diklasifikasikan keliru sebagai Pinuncan atau Sibolang. Ini disebabkan karena pendekatan KNN yang sangat bergantung pada perhitungan jarak Euclidean di ruang fitur, sehingga motif yang memiliki tekstur atau pola mirip dapat tertukar.

KNN cenderung tidak melakukan generalisasi dalam proses pelatihan (non-parametrik) sehingga performa klasifikasinya sangat dipengaruhi oleh kualitas data fitur dan distribusi tetangga terdekat. Meskipun KNN mudah diimplementasikan dan bekerja baik dalam data bersih dan terpisah secara jelas, keterbatasannya dalam memisahkan motif visual yang kompleks menurunkan reliabilitasnya dalam konteks klasifikasi budaya digital berbasis citra [12].

Konteks utama dari penelitian ini adalah pelestarian dan digitalisasi budaya, khususnya motif ulos Batak. Dalam konteks ini, akurasi tinggi saja belum cukup. Sistem yang dikembangkan harus mampu bekerja secara konsisten, efisien, dan toleran terhadap variasi visual yang mungkin timbul dari hasil foto lapangan seperti pencahayaan, rotasi, atau kain yang terlipat.

SVM terbukti unggul dalam aspek ini karena tidak hanya akurat, tetapi juga lebih stabil dalam mengenali motif-motif yang memiliki tumpang tindih visual. Hal ini penting karena motif ulos sering kali memiliki kemiripan garis besar, meski secara filosofis bermakna berbeda. Ketahanan terhadap kemiripan motif menjadikan SVM lebih cocok untuk digunakan dalam aplikasi nyata seperti museum digital, pameran daring, atau sistem edukasi berbasis visual, di mana input citra sering kali tidak standar.

Sebaliknya, KNN dapat tetap digunakan untuk sistem klasifikasi yang bersifat ringan dan lokal, misalnya aplikasi berbasis mobile dengan keterbatasan sumber daya komputasi. Namun perlu dilakukan optimasi lanjutan seperti seleksi fitur, augmentasi lebih agresif, atau penerapan metode dimensionality reduction seperti PCA untuk meningkatkan kinerjanya. Kombinasi arsitektur ResNet50 dengan kedua algoritma ini telah terbukti efektif, namun kinerja SVM menunjukkan bahwa fitur hasil ekstraksi dari ResNet50 lebih cocok untuk algoritma berbasis margin seperti SVM dibanding metode instance-based seperti KNN. Hal ini memberikan indikasi bahwa sistem klasifikasi citra budaya berbasis pembelajaran mesin akan lebih optimal jika diarahkan pada arsitektur hybrid: deep feature extractor + margin-based classifier.

Dalam penelitian selanjutnya, dapat dipertimbangkan penggunaan metode klasifikasi lain seperti Random Forest, Gradient Boosting, atau

bahkan pendekatan end-to-end dengan CNN yang sepenuhnya dilatih untuk konteks motif ulos. Model ensemble juga berpotensi meningkatkan akurasi sekaligus stabilitas sistem klasifikasi.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan dan mengevaluasi sistem klasifikasi citra ulos Batak dengan mengintegrasikan ekstraksi fitur berbasis arsitektur ResNet50 dengan dua algoritma klasifikasi, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN). Hasil evaluasi kuantitatif menunjukkan bahwa kombinasi ResNet50 dan SVM menghasilkan performa terbaik dengan akurasi mencapai 100% dan macro F1-score sebesar 0.99, sedikit mengungguli model KNN yang juga menunjukkan kinerja sangat baik dengan akurasi 99% dan F1-score 0.98. Perbedaan performa ini menegaskan keunggulan SVM dalam menangani klasifikasi motif visual yang kompleks dan memiliki kesamaan pola antar kelas, sedangkan KNN, meskipun masih sangat layak digunakan, memerlukan optimasi lebih lanjut untuk meminimalkan kesalahan klasifikasi akibat kemiripan visual. Temuan ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Nugroho et al. [14] dan M. Muchtar et al. [15], yang menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki keunggulan dalam aspek stabilitas dan efisiensi pemrosesan, sedangkan KNN cenderung unggul dalam beberapa konteks klasifikasi tertentu namun lebih rentan terhadap gangguan noise dan kemiripan antar data. Dengan tingkat akurasi yang tinggi dan konsistensi hasil, pendekatan klasifikasi berbasis ResNet50 dan SVM sangat potensial untuk diterapkan dalam upaya pelestarian budaya secara digital, seperti pengembangan sistem pengenalan motif ulos pada aplikasi edukatif maupun platform museum virtual. Penelitian selanjutnya dapat difokuskan pada eksplorasi model ensemble, peningkatan jumlah data, serta penerapan pendekatan berbasis deep learning end-to-end untuk hasil klasifikasi yang lebih adaptif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. H. Sitohang, A. Siregar, and S. A. Nurhidayati, "SEJARAH DAN MAKNA ULOS BATAK TOBA," *Jurnal Ilmiah Widya Pustaka Pendidikan*, vol. 11, no. 2, pp. 27–34, 2023.
- [2] H. B. Firmando, "Kearifan Lokal Tenun Tradisional Ulos Dalam Merajut Harmoni Sosial Di Kawasan Danau Toba," 2021.
- [3] A. Puteri Bilqis Salsabila, R. Desma Yunita, and C. Rozikin, "Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstraksi Warna HSV dan Tekstur GLCM," *Technomedia Journal (TMJ)*, vol. 6, no. 1, 2021, doi: 10.33050/tmj.v6i1.
- [4] T. Ahmed Khan, R. Sadiq, Z. Shahid, M. M. Alam, and M. Mohd Su'ud, "Sentiment Analysis using Support Vector Machine and Random Forest," *Journal of Informatics and Web*

- Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 67–75, Feb. 2024, doi: 10.33093/jiwe.2024.3.1.5.
- [5] S. Lasniari, S. Sanjaya, F. Yanto, and M. Affandes, “Pengaruh Hyperparameter Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 Pada Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Daging Babi,” *Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau Jl. H.R Soebrantas No. 155 KM*, vol. 5, no. 3, p. 28293, 2022.
- [6] S. F. A. Wijaya, K. Koredianto, and S. Saidah, “Analisis Perbandingan K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine pada Klasifikasi Jenis Sapi dengan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 2, no. 2, pp. 93–102, Mar. 2022, doi: 10.54082/jiki.27.
- [7] S. Lasniari, S. Sanjaya, F. Yanto, and M. Affandes, “Pengaruh Hyperparameter Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 Pada Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Daging Babi,” *Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau Jl. H.R Soebrantas No. 155 KM*, vol. 5, no. 3, p. 28293, 2022.
- [8] A. Erkan and T. Güngör, “Sentiment analysis using averaged weighted word vector features,” *PLoS One*, vol. 19, no. 4 April, Apr. 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0299264.
- [9] P. S. Ghatora, S. E. Hosseini, S. Pervez, M. J. Iqbal, and N. Shaukat, “Sentiment Analysis of Product Reviews Using Machine Learning and Pre-Trained LLM,” *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 8, no. 12, Dec. 2024, doi: 10.3390/bdcc8120199.
- [10] R. Obiedat *et al.*, “Sentiment Analysis of Customers’ Reviews Using a Hybrid Evolutionary SVM-Based Approach in an Imbalanced Data Distribution,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 22260–22273, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3149482.
- [11] A. A. Huda, B. Setiaji, and F. R. Hidayat, “IMPLEMENTASI GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI ,” *Jurnal Pseudocode*, vol. 9, no. 1, pp. 33–38, 2022, doi: 10.33369/pseudocode.9.1.33-38.
- [12] S. Mawaddah, N. Islamiya, M. R. Mufid, T. Wulandari, and D. Aditama, “Klasifikasi Citra Rimpang Menggunakan Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor,” 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10/25047/jtit.v9i1.250>
- [13] A. Nugroho, D. Rosmani, and I. N. Abdullah, “Analisa Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbors dan Support Vector Machine Untuk Prediksi Kejang Demam Pada Anak Usia 6 Bulan Hingga 5 Tahun,” *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 4, no. 12, pp. 639–655, Dec. 2024, doi: 10.52436/1.jpti.506.
- [14] A. Nugroho, D. Rosmani, and I. N. Abdullah, “Analisa Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbors dan Support Vector Machine Untuk Prediksi Kejang Demam Pada Anak Usia 6 Bulan Hingga 5 Tahun,” *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 4, no. 12, pp. 639–655, Dec. 2024, doi: 10.52436/1.jpti.506.
- [15] M. Muchtar and R. A. Muchtar, “PERBANDINGAN METODE KNN DAN SVM DALAM KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH MANGGA BERDASARKAN CITRA HSV DAN FITUR STATISTIK,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4010.