

COMPARISON OF K-NEAREST NEIGHBOR AND SUPPORT VECTOR MACHINE CLASSIFICATION ALGORITHMS IN PATTERN RECOGNITION OF TAPIS FABRIC MOTIFS USING NON-GRayscale LBP FEATURE EXTRACTION

Adelia Octaviani^{*1}, Muhammad Pajar Kharisma Putra²

^{1,2}Informatics, Engineering and Computer Science Faculty, Universitas Teknokrat Indonesia, Indonesia
Email: ¹adelia_octaviani@teknokrat.ac.id, ²pajarkharisma@teknokrat.ac.id

(Article received: August 28, 2024; Revision: September 13, 2024; published: December 29, 2024)

Abstract

Tapis fabric is a traditional garment of the Lampung people, made from cotton threads and adorned with silver or gold thread motifs. Tapis fabric is an important cultural heritage for the people of Lampung, Indonesia, with its motifs holding deep historical and symbolic meanings. The aim of this research is to develop a classification model for Tapis fabric patterns using K-Nearest Neighbors (KNN) and Support Vector Machine (SVM) algorithms. This involves utilizing Local Binary Pattern (LBP) without converting the images to grayscale, thereby preserving the color in Tapis fabric motifs. The goal is to compare the performance of the two algorithms based on accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The application of digital image processing technology, particularly through the use of LBP feature extraction and appropriate classification algorithms, provides a significant contribution to facilitating the identification and classification of Tapis fabric. This research focuses on the development and identification of classification techniques to more accurately and efficiently distinguish the complex and varied Tapis fabric motifs. In this study, the KNN algorithm was applied with various k values, while the SVM algorithm was tested with different kernels, including RBF, linear, polynomial, and sigmoid. The results indicate that the KNN algorithm with k = 3 achieved the best results with an accuracy of 94%, while the SVM algorithm with the RBF kernel achieved the highest accuracy of 84%. These results show that KNN is more effective than SVM in the context of Tapis fabric motif classification for this study.

Keywords: Classification, Digital Image Processing, KNN, LBP, SVM, Tapis Cloth.

PERBANDINGAN KLASIFIKASI ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM PENGENALAN POLA MOTIF KAIN TAPIS MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR LBP NON-GRayscale

Abstrak

Kain Tapis merupakan pakaian khas suku Lampung terbuat dari benang kapas yang dihiasi motif benang perak atau emas. Kain Tapis termasuk dalam warisan budaya yang sangat penting bagi masyarakat Lampung, Indonesia. Motif kain Tapis memiliki makna historis dan simbolis yang mendalam. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan model klasifikasi pola motif kain Tapis menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan Support Vector Machine (SVM). Dengan menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) tanpa mengubah gambar menjadi *grayscale*, sehingga tetap mempertahankan warna dalam motif kain Tapis. Untuk membandingkan kinerja kedua algoritma berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall dan f1-score. Penerapan teknologi pengolahan citra digital, khususnya melalui penggunaan ekstraksi fitur LBP dan algoritma klasifikasi yang tepat, memberikan kontribusi signifikan dalam mempermudah indentifikasi dan klasifikasi kain Tapis. Pada penelitian ini melakukan pengembangan dan indentifikasi teknik klasifikasi untuk memisahkan motif kain Tapis yang dikenal kompleks dan bervariasi, dengan lebih akurat dan efisien. Pada penelitian ini, algoritma KNN diterapkan dengan berbagai nilai k yang bervariasi, sedangkan algoritma SVM diuji menggunakan berbagai kernel, seperti RBF, linear, polinomial, dan sigmoid. Hasil menunjukkan bahwa algoritma KNN dengan k=3 memberikan hasil terbaik dengan akurasi 94%, sementara algoritma SVM dengan kernel RBF memberikan hasil terbaik dengan akurasi 84%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa KNN lebih efektif daripada SVM dalam konteks klasifikasi motif kain Tapis penelitian ini.

Kata kunci: Kain Tapis, Klasifikasi, KNN, LBP, Pengolahan Citra Digital, SVM.

1. PENDAHULUAN

Indonesia memiliki keberagaman budaya yang memiliki nilai-nilai yang menjadi sumber kekayaan bangsa. Indonesia yang disebut sebagai nusantara, membentang dari Sabang hingga Merauke dan diperkaya dengan berbagai keberagaman dan kekayaan salah satunya adalah kain [1]. Sebanyak 33 kain tradisional dari berbagai daerah di Indonesia telah disahkan oleh Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan sebagai warisan budaya tak benda [2].

Provinsi Lampung terletak di ujung selatan pulau Sumatra, salah satu kekayaan budaya yang cukup dikenal hingga mancanegara adalah kain Tapis. Tapis Lampung terbuat dari benang kapas yang ditenun dengan pola pola perak atau emas, dan merupakan kain tradisional dari suku Lampung. Tapis Lampung umumnya dipakai pada bagian pinggang ke bawah, kain yang berbentuk sarung ini terbuat dari benang kapas dengan hiasan dari motif alam, flora dan fauna serta dilengkapi hiasan benang perak atau emas [3]. Kain Tapis termasuk dalam warisan budaya yang sangat penting bagi masyarakat Lampung, Indonesia. Motif kain Tapis memiliki makna historis dan simbolis yang mendalam.

Pengolahan Citra Digital (*Digital Image Processing*) adalah cabang ilmu yang menyelidiki seperti apa gambar dibuat, diproses dan dievaluasi untuk menghasilkan data yang bisa dimengerti oleh manusia [4]. Dalam pengolahan citra digital, proses pengenalan objek biasanya membutuhkan karakteristik yang dapat membedakan antara objek satu dengan lainnya. Inovasi dalam berbagai teknologi pengolahan gambar, seperti pembelajaran mesin, segmentasi gambar, dan ekstraksi fitur, diperlukan untuk mengembangkan sistem pengenalan pola motif kain Tapis. Kemajuan ini memacu pengembangan teknologi baru yang berguna untuk pengenalan motif kain serta aplikasi pengolahan citra digital lainnya [5].

Klasifikasi suatu objek dapat dikategorikan secara tidak langsung dengan mengklasifikasikan citra objek berdasarkan karakteristiknya. Warna, bentuk dan tekstur adalah beberapa fitur yang dapat diekstraksi dari suatu citra [6]. Klasifikasi motif kain Tapis mencakup beberapa tahapan. Tahap pertama adalah preprocessing dan tahap kedua adalah Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur [7]. Pada tahap preprocessing, citra warna RGB dapat diubah atau dikonversi ke citra grayscale, dilakukan resize serta equalization histogram untuk meningkatkan kontras citra. Selanjutnya, pada tahap ekstraksi fitur dapat dilakukan penyesuaian berdasarkan warna, bentuk dan tekstur citra [8]. Algoritma K-Nearest Neighbor, Support Vector Machine, Naïve Bayes dan Decision Trees adalah metode yang sering diterapkan untuk pengklasifikasian objek.

Algoritma KNN adalah metode klasifikasi yang menentukan kategori data dengan mempertimbangkan jarak terpendek ke objek data

lainnya. Pemilihan nilai K yang optimal dalam algoritma ini ditentukan berdasarkan data yang tersedia [9]. Algoritma KNN adalah metode klasifikasi data yang relatif sederhana untuk diterapkan pada dataset kecil. Namun, jika dataset yang digunakan besar dan kompleks, algoritma ini dapat mengalami kelemahan dan menjadi tidak efisien dalam hal waktu pemrosesan [10]. Algoritma SVM adalah metode klasifikasi yang prinsip kerjanya adalah mencari *hyperplane* dengan margin terbesar. *Hyperplane* adalah garis yang membagi data ke dalam kelas-kelas yang berbeda, sementara margin adalah jarak antara *hyperplane* dan data terdekat dari masing-masing kelas [11]. SVM mengklasifikasikan data dengan menentukan daerah kelas untuk memprediksi kategori data tersebut [12]. SVM memiliki struktur yang terdiri dari lapisan dan bobot yang diatur dalam sebuah arsitektur. Dua elemen utama dari arsitektur SVM adalah bobot (*weight*) dan lapisan (*layer*) [13].

Permasalahan yang dihadapi pada penelitian ini yaitu belum adanya perbandingan yang komprehensif antara KNN dan SVM dalam pengenalan pola motif kain Tapis dengan menggunakan ekstraksi fitur LBP *non-grayscale*. Penelitian ini diperlukan untuk memberikan wawasan baru mengenai kinerja kedua algoritma dalam konteks ekstraksi fitur yang belum banyak dieksplorasi, serta untuk menentukan metode yang paling efektif dalam klasifikasi motif kain Tapis. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem pengenalan pola yang lebih akurat dan efisien, serta mendukung pelestarian dan promosi budaya melalui teknologi.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh [14] dapat disimpulkan bahwa algoritma SVM, akurasi klasifikasi jenis pisang untuk fitur warna, tekstur, dan bentuk berturut-turut adalah 41,67%, 33,3%, dan 8,3%. Sebaliknya, dengan algoritma KNN, nilai K terbaik adalah 2, dengan akurasi klasifikasi jenis pisang pada fitur warna sebesar 55,95%, fitur tekstur 58,33%, dan fitur bentuk 45,24%. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh [15] metode KNN menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dalam klasifikasi, mencapai 98,07%. Secara keseluruhan, terdapat perbedaan yang signifikan antara klasifikasi KNN dan SVM, di mana kinerja KNN jauh lebih unggul dibandingkan SVM dalam melakukan klasifikasi.

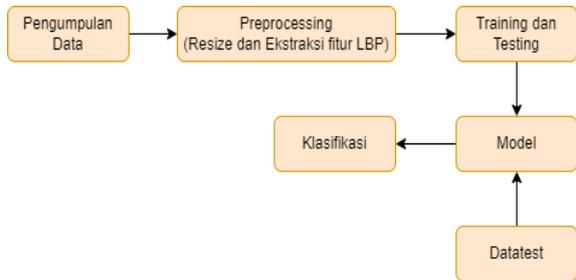
Penulis melakukan perbandingan antara klasifikasi algoritma K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine. Hasil penelitian KNN mencapai akurasi tertinggi sebesar 94%, sementara hasil SVM hanya mencapai akurasi 84%.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian

Secara umum, tahapan penelitian adalah tahapan-tahapan yang diambil oleh peneliti untuk

memastikan bahwa kegiatan dilakukan dengan cara yang terencana, teratur dan sistematis guna mencapai tujuan tertentu [16]. Studi literatur, pengumpulan data, pengolahan data, implementasi serta pengujian adalah proses yang digunakan untuk mencapai tujuan tahapan penelitian [17]. Adapun alur tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu dengan mengumpulkan dan mengekstrak data dari video diinternet yang kemudian diekstrak menjadi data gambar. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 5.237 gambar Tapis dan 5.286 gambar non-Tapis.

2.3. Preprocessing

Tahapan selanjutnya yaitu proses preprocessing dimana proses resize akan dilakukan untuk mengukur ketepatan akurasi piksel yang digunakan dalam pemrosesan gambar kain Tapis [18]. Dengan preprocessing resize, citra asli yang memiliki ukuran 608 x 1088 piksel akan dilakukan resize menjadi ukuran 128 x 128 piksel. Kemudian dilakukan ekstraksi fitur menggunakan LBP (*Local Binary Pattern*). Nilai LBP itu sendiri diperoleh melalui proses *thresholding*, diikuti oleh nilai yang dihasilkan dari perkalian dengan bobot biner [8].



Gambar 2. Tahapan Preprocessing

Pada Gambar 2. Mengilustrasikan dua tahapan preprocessing dalam pengolahan citra, dimulai dengan Resize, di mana gambar diubah ukurannya untuk memastikan ukurannya konsisten sebelum dianalisis lebih lanjut. Setelah itu, LBP (*Local Binary Pattern*) adalah teknik ekstraksi fitur yang membantu menemukan tekstur dalam gambar dengan membandingkan nilai piksel dengan piksel yang berdekatan untuk menghasilkan pola biner yang mewakili tekstur lokal.

Rumus persamaan (1) dan (2) berikut dapat digunakan untuk mengubah pola biner local di sekitar piksel pusat menjadi decimal yang menunjukkan tekstur lokal [19]:

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(I_p - I_c) \cdot 2^p \quad (1)$$

Dimana :

- (x_c, y_c) adalah koordinat piksel pusat.
- I_c adalah intensitas piksel pusat.
- I_p adalah intensitas tetangga ke- p .
- $s(x)$ adalah fungsi biner yang didefinisikan sebagai:

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq 0 \\ 0 & \text{jika } x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

- P adalah jumlah piksel tetangga yang dipertimbangkan.
- p adalah indeks tetangga, mulai dari 0 hingga $P - 1$.

Jika pola LBP memiliki minimal dua perpindahan operasi bitwise dari 0 ke 1 atau sebaliknya, maka pola tersebut dapat dianggap sama [20].

Berbagai parameter yang dioptimalkan untuk meningkatkan ekstraksi fitur yang lebih efektif. Parameter tersebut meliputi operator dari LBP dan pembagian citra (*region*) [19].

2.4. Klasifikasi

Pengelompokkan fitur ke dalam kelas yang sesuai disebut sebagai klasifikasi. Metode klasifikasi menempatkan objek ke dalam kelompok tertentu berdasarkan ciri-ciri yang ada. Proses klasifikasi bisa dilakukan menggunakan berbagai cara, baik secara manual atau dengan bantuan teknologi [21]

Tujuan dari proses klasifikasi adalah memanfaatkan informasi yang telah dipelajari dari data yang sudah dilabeli sebelumnya (data latih) untuk menentukan kategori atau kelas yang tepat bagi data baru. Perhitungan klasifikasi dapat dilakukan menggunakan *confusion matrix*, yang mencakup akurasi, presisi, recall dan f1-score [22].

Confusion matrix adalah sebuah alat yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi. Dalam kasus klasifikasi biner, *confusion matrix* biasanya terdiri dari empat komponen. True Positif (TP) adalah jumlah data yang benar-benar positif dan diprediksi sebagai positif, sementara True Negatif (TN) adalah jumlah data yang benar-benar negative dan diprediksi sebagai negative. False Positif (FP) mengacu pada jumlah data yang sebenarnya negatif tetapi diprediksi sebagai positif (dikenal juga sebagai kesalahan Tipe I), sedangkan False Negatif (FN) adalah jumlah data yang sebenarnya positif tetapi diprediksi sebagai negative (dikenal juga sebagai kesalahan Tipe II)

Dari *confusion matrix* ini dapat dihitung beberapa *matrix* kinerja, seperti:

A. Accuracy

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

Akurasi didefinisikan sebagai rasio prediksi yang benar, baik positif maupun negative, terhadap total jumlah data.

B. Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

Precision adalah proporsi data yang diprediksi benar-benar positif.

C. Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

Recall adalah jumlah data yang sebenarnya positif yang berhasil diidentifikasi sebagai positif oleh model.

D. F1-Score

$$F1 - Score = 2 x \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

F1-Score menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall dengan menjadi rata-rata harmonis.

2.5. Testing

Pada penelitian atau proyek klasifikasi, pengujian (*testing*) adalah tahap evaluasi dimana model yang telah dilatih diuji dengan data yang belum pernah diakses atau digunakan sebelumnya. Tujuan utama dari pengujian ini adalah untuk menilai seberapa baik model dapat memprediksi atau mengklasifikasi data baru yang tidak dimanfaatkan dan tidak terlibat selama proses pelatihan.

Data pengujian adalah data yang memiliki fungsi untuk mengukur kemampuan pengklasifikasi untuk melakukan klasifikasi dengan benar [23]. Selama proses pengujian model berlangsung, atribut label disembunyikan pada data pengujian. Label ini akan digunakan pada akhirnya untuk membandingkan hasil klasifikasi dan menilai seberapa akurat model melakukan klasifikasi [24].

Untuk melakukan percobaan klasifikasi, penelitian ini membandingkan data latih dan data uji, dengan perbandingan 80:20. Setiap dataset mendapat perlakuan yang sama pada saat pengujian.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Dataset

Pada penelitian ini dataset diperoleh dari video yang diunggah di platform YouTube. Video itu kemudian diekstrak menjadi gambar-gambar individu yang merepresentasikan motif kain Tapis. Setiap frame dari video tersebut diproses untuk digunakan sebagai data dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi. Untuk memastikan bahwa dataset yang dihasilkan memiliki keragaman motif yang memadai dan representatif, pemilihan gambar dilakukan secara bertahap dan hati-hati. Dataset

tersebut terdiri dari 5237 kain Tapis. Sampel gambar yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 3 berikut:



Gambar 3. Contoh dataset kain Tapis

Pada Gambar 3, merupakan contoh dataset Tapis yang digunakan pada penelitian ini. Selanjutnya, dari total jumlah data, data dibagi menjadi perbandingan data latih dan data uji yang berbeda, dengan perbandingan 80:20. Data tersebut digunakan sebagai data pelatihan dan pengujian untuk menilai kinerja sistem [12].

3.2. Preprocessing

Pada penelitian ini tahapan preprocessing dibagi menjadi 2 tahapan, yaitu tahapan resize dan tahapan ekstraksi fitur menggunakan LBP.

3.2.1. Resize

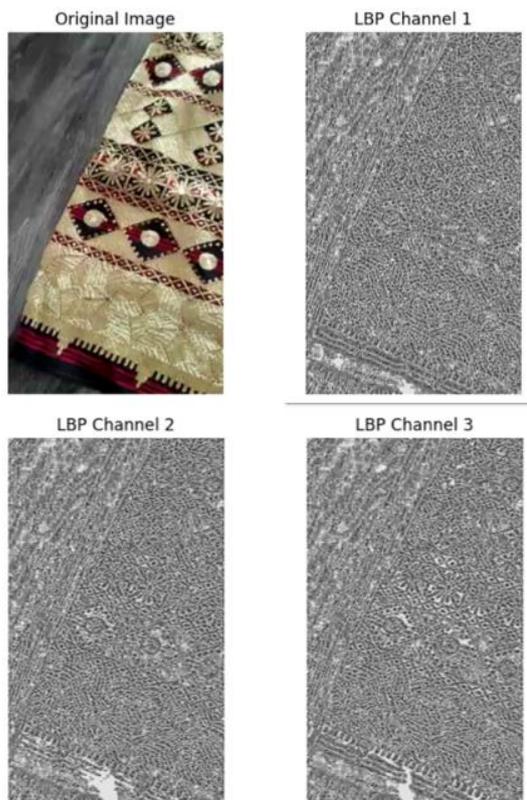
Pada penelitian ini, semua gambar yang dalam dataset yang digunakan dalam penelitian ini diubah ukurannya (*resize*) menjadi 128 x 128 pixel. Proses ini dilakukan untuk memastikan konsistensi dimensi gambar, yang memungkinkan model klasifikasi memproses semua gambar. 128x128 adalah ukuran yang dipilih karena dianggap cukup untuk mempertahankan detail penting dari motif kain Tapis sambil tetap menjaga kebutuhan komputasi yang relative rendah. Selain itu, penyesuaian ukuran ini bertujuan untuk meningkatkan kinerja algoritma selama proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Contoh gambar yang telah diubah ukurannya dapat dilihat pada Gambar 4 berikut:



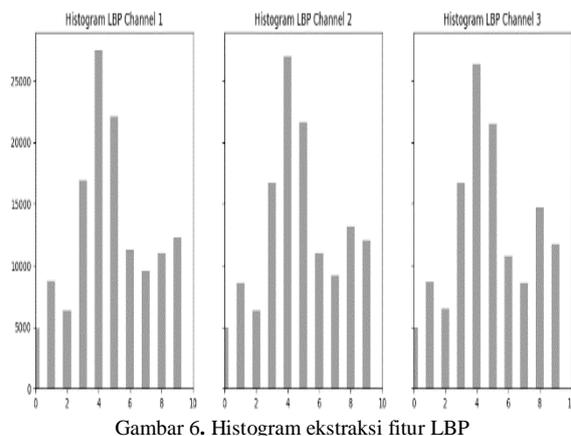
Gambar 4. Hasil resize gambar

3.2.2. Ekstraksi Fitur *Local Binary Pattern (LBP)*

Metode ekstraksi fitur *Local binary Pattern (LBP)* digunakan dalam penelitian ini untuk menemukan pola tekstur pada gambar motif kain Tapis. LBP adalah teknik yang efektif untuk mengumpulkan informasi tekstur dengan menghitung pola biner local disetiap piksel gambar. Setelah itu, fitur yang dihasilkan oleh LBP digunakan sebagai input untuk algoritma klasifikasi. Penggunaan LBP akan meningkatkan kemampuan model untuk mengidentifikasi perbedaan motif dengan lebih akurat, terutama dalam hal variasi tekstur yang kompleks pada kain Tapis. Berikut adalah hasil dari ekstraksi fitur LBP:



Gambar 5. Hasil Ekstraksi Fitur LBP



Gambar 6. Histogram ekstraksi fitur LBP

representasi tekstur yang informative, yang kemudian diolah oleh model klasifikasi untuk memprediksi jenis motif kain dengan tingkat akurasi yang berbeda tergantung pada algoritma yang digunakan. Evaluasi kinerja model menunjukkan bahwa LBP dapat membantu meningkatkan akurasi klasifikasi, terutama pada gambar dengan pola tekstur kompleks dan beragam.

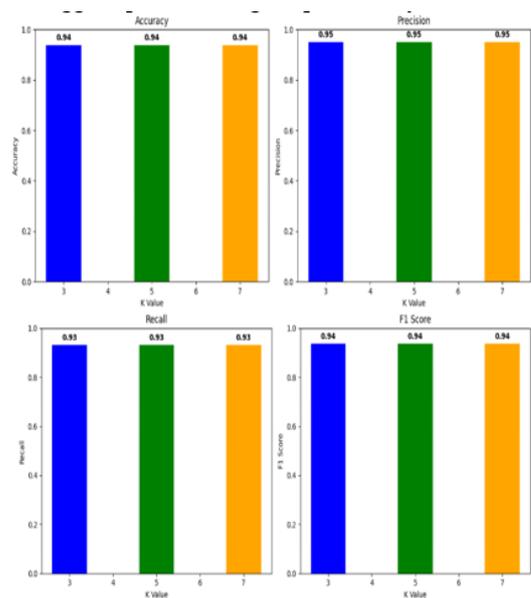
Setelah ekstraksi LBP, setiap gambar akan digambarkan dalam bentuk histogram seperti Gambar 6 yang mana menunjukkan distribusi pola local diseluruh gambar. Histogram ini kemudian dimasukkan kedalam model klasifikasi untuk membedakan berbagai motif kain Tapis.

3.3. Training

Pada penelitian ini, dilakukan proses pelatihan dengan menggunakan dataset yang terdiri dari 200 gambar Tapis dan 200 gambar non Tapis. Dataset tersebut dibagi dengan rasio 80:20, hal ini berarti sebesar 80% data digunakan untuk pelatihan dan 20% digunakan dalam pengujian. Untuk mengevaluasi kinerja model dengan berbagai tingkat kedekatan tetangga, algoritma KNN digunakan untuk klasifikasi dengan nilai k yang berbeda, yaitu 3, 5 dan 7. Algoritma SVM juga digunakan untuk membandingkan akurasi performa kedua metode klasifikasi tersebut.

3.3.1. KNN

Proses pelatihan KNN melibatkan penentuan nilai k, yaitu jumlah tetangga terdekat yang digunakan untuk menentukan kelas gambar. Dalam penelitian ini, dilakukan dengan nilai k 3, 5 dan 7. Setiap nilai k menghasilkan model yang berbeda, sehingga dapat dibandingkan performanya.



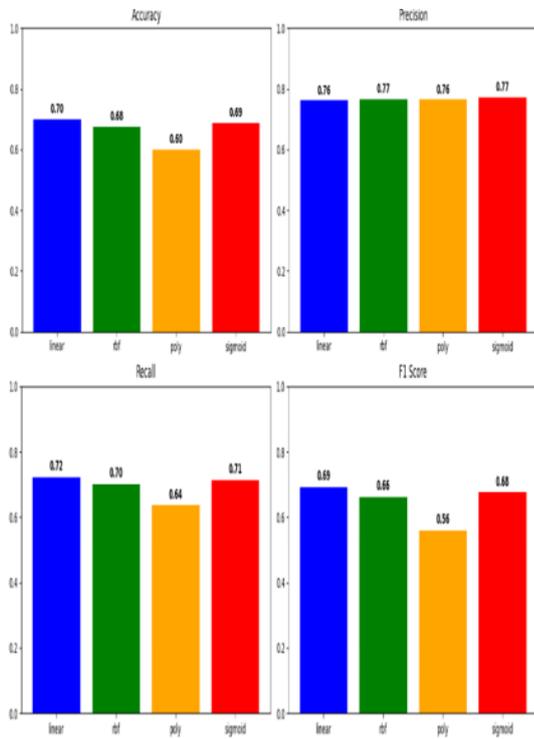
Gambar 7. Training KNN

Gambar 5 Menunjukkan hasil ekstraksi fitur LBP bahwa metode ini berhasil menghasilkan

Pada Gambar 7 menunjukkan bahwa hasil metrik evaluasi untuk dataset yang digunakan tidak terpengaruh secara signifikan oleh perubahan nilai k pada metode KNN. Semua metrik (akurasi, presisi, recall, dan f1-score) berada dalam kisaran yang sangat dekat satu sama lain, dengan nilai yang cukup tinggi menunjukkan bahwa model KNN cukup kuat dan konsisten dengan nilai k yang diuji.

3.3.2. SVM

Pada penelitian ini SVM dilatih menggunakan berbagai jenis kernel untuk mengeksplorasi bagaimana pilihan kernel mempengaruhi performa klasifikasi. Pada SVM ada beberapa jenis kernel yang dapat digunakan yaitu antara lain SVM Linear Kernel, SVM RBF Kernel, SVM Polinomial Kernel dan SVM Sigmoid Kernel [25].



Gambar 8. Training SVM

Pada Gambar 8 menunjukkan bahwa kernel linear memiliki performa terbaik secara keseluruhan, dengan nilai tertinggi untuk akurasi, presisi, recall dan f1-score. Sebaliknya, kernel polynomial memiliki performa terendah di semua metrik, yang mungkin disebabkan karena transformasi polynomial membuat data tidak dapat dipisahkan dengan baik. Kernel RBF dan Sigmoid memiliki performa yang mirip, tetapi RBF sedikit lebih baik dalam presisi dan f1-score, sementara sigmoid lebih baik dalam recall.

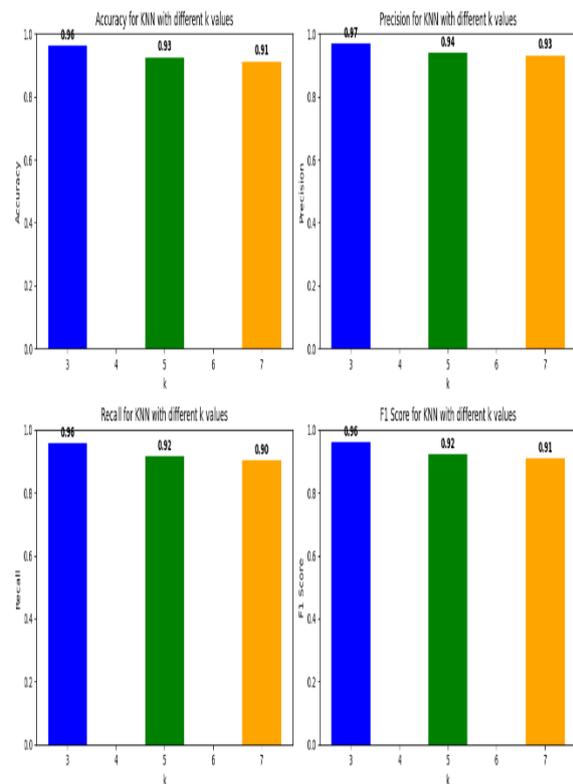
3.4. Testing

Pada penelitian ini pengujian dilakukan dengan menggunakan dataset yang terdiri dari 400 gambar Tapis dan gambar non Tapis. Pada tahapan ini KNN dengan nilai k 3, 5 dan 7 digunakan sebagai metode

klasifikasi dan algoritma SVM digunakan untuk membandingkan kinerja.

3.4.1. KNN

Selama pengujian, gambar dari set uji dimasukkan kedalam model KNN. Kemudian, label dibuat berdasarkan seberapa dekat gambar tersebut dengan tetangga terdekat yang telah diuji. Untuk menghitung metric evaluasi seperti akurasi, presisi, recall dan f1-score, hasil klsifikasi dibandingkan dengan label gambar data uji sebenarnya. Perbandingan kinerja dengan nilai k yang berbeda membantu dalam menentukan parameter yang paling cocok untuk model KNN pada dataset ini.



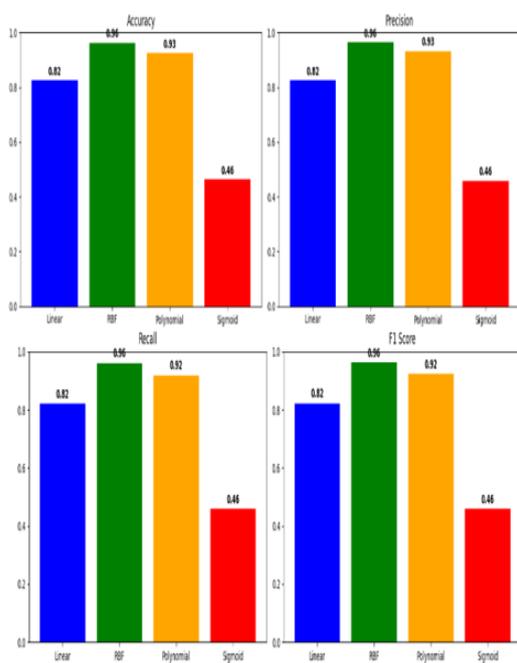
Gambar 9. Testing KNN

Pada Gambar 9 menunjukkan metrik evaluasi (akurasi, presisi, recall dan f1-score). Model KNN dengan k=3 menunjukkan kinerja terbaik dibandingkan dengan nilai k lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa dalam konteks ini, menggunakan jumlah tetangga yang lebih sedikit memungkinkan model untuk mengenali pola motif kain Tapis dengan lebih akurat dan efektif. Karena, seiring dengan peningkatan nilai k, kinerja model cenderung menurun, yang menunjukkan bahwa nilai k yang lebih besar mungkin terlalu meratakan pengaruh dari tetangga-tetangga yang tidak relevan, menurunkan kinerja model.

3.4.2. SVM

Pada tahap ini, evaluasi kinerja model SVM dengan berbagai jenis kernel dilakukan untuk

menentukan model yang paling efisien dalam mengklasifikasikan gambar.

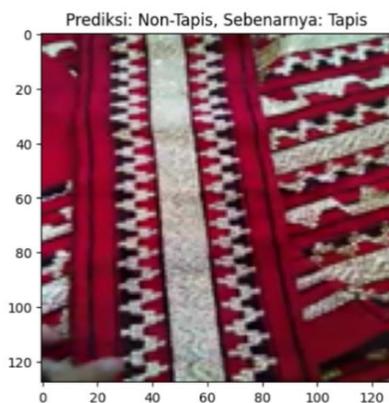


Gambar 10. Testing SVM

Pada Gambar 10, hasil evaluasi pada pengujian ini menunjukkan bahwa kernel RBF adalah yang terbaik, diikuti oleh kernel polynomial. Kedua kernel ini menunjukkan kinerja yang luar biasa dalam semua metrik, meskipun kernel RBF sedikit lebih baik dalam hal presisi dan recall. Kernel linear menunjukkan kinerja yang layak, tetapi tidak sebaik RBF atau polynomial. Kernel sigmoid disetiap metrik menunjukkan bahwa kernel ini tidak sesuai untuk dataset yang digunakan dalam pengujian ini.

3.4.3. Contoh Data Error

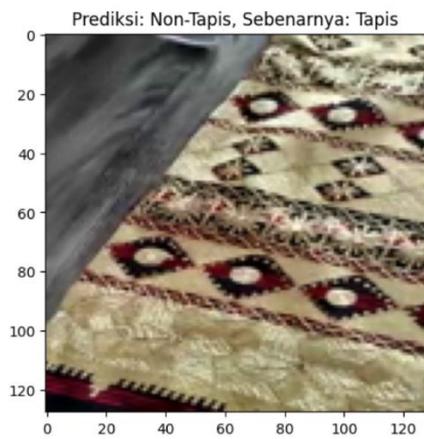
Dalam proses klasifikasi pola kain Tapis, terjadi beberapa kesalahan prediksi yang perlu dianalisis lebih lanjut. Berikut adalah beberapa contoh data *error*:



Gambar 11. Contoh gambar *error1*

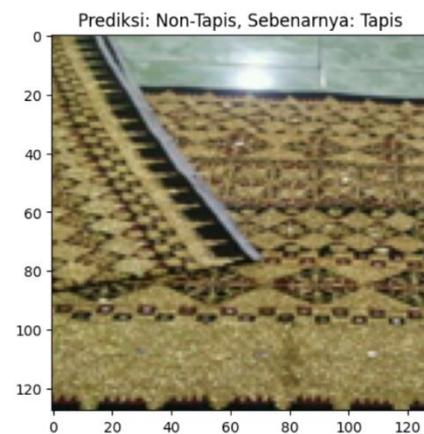
Pada Gambar 11 menunjukkan bahwa model memprediksi kain Tapis yang benar sebagai non-

Tapis. beberapa faktor dapat menyebabkan kesalahan ini. Pertama, kemiripan dan kompleksitas motif kain Tapis ini mungkin membuatnya sulit untuk dibedakan dari kain non-Tapis. Kedua, kualitas gambar yang buruk atau pencahayaan yang tidak merata dapat menyebabkan model tidak dapat mendeteksi karakteristik motif kain yang penting. Ketiga, kesalahan ini juga dapat disebabkan oleh penggunaan ekstraksi fitur yang tidak mempertimbangkan warna secara menyeluruh, karena warna merupakan komponen penting dalam identifikasi kain Tapis.



Gambar 12. Contoh gambar *error2*

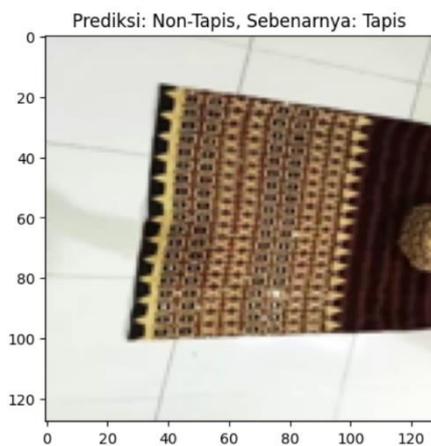
Pada Gambar 12 menunjukkan bahwa sebuah kain Tapis yang kaya akan detail dan pola rumit, yang seharusnya diidentifikasi sebagai "Tapis" oleh sistem. Namun, sistem salah mengklasifikasikannya sebagai "Non-Tapis." Hal ini menunjukkan bahwa meskipun sistem memiliki tingkat keyakinan yang tinggi dalam prediksinya, kesalahan tetap bisa terjadi, terutama pada objek dengan detail yang kompleks. Kesalahan ini bisa disebabkan oleh berbagai faktor, seperti keterbatasan data latih yang digunakan untuk melatih algoritma, atau kurangnya variasi sampel data yang mencakup semua jenis Tapis.



Gambar 13. Contoh gambar *error3*

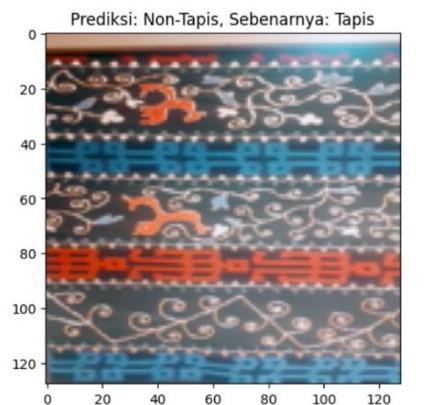
Pada Gambar 13 menunjukkan teks "Prediksi: Non-Tapis, Sebenarnya: Tapis," yang menandakan bahwa sistem telah mencoba mengklasifikasikan

objek dalam gambar tetapi membuat kesalahan. Sistem memprediksi objek tersebut sebagai "Non-Tapis," padahal sebenarnya itu adalah "Tapis." Objek dalam gambar merupakan kain Tapis, dihiasi dengan banyak elemen kecil yang teratur, yang mungkin menyebabkan sistem kesulitan dalam mengklasifikasikannya dengan benar. Hal ini menyoroti tantangan dalam pengembangan sistem pengenalan objek, di mana akurasi klasifikasi dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti pencahayaan, sudut pandang, dan karakteristik visual objek yang dianalisis.



Gambar 14. Contoh gambar *error4*

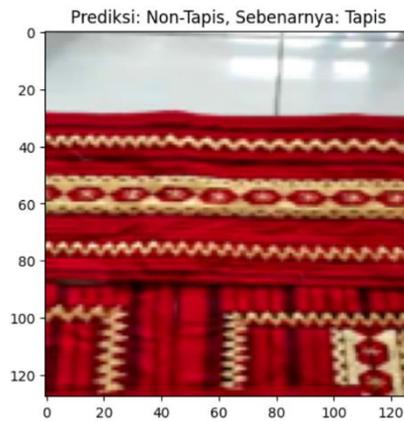
Pada Gambar 14 menunjukkan sepotong kain dengan pola geometris yang berulang, didominasi oleh warna coklat dan emas. Desain kain terlihat simetris dengan elemen dekoratif khas kain tradisional. Pada bagian atas gambar, terdapat teks "Prediksi: Non-Tapis, Sebenarnya: Tapis," yang mengindikasikan bahwa model prediksi salah mengklasifikasikan kain ini sebagai non-Tapis, meskipun sebenarnya kain tersebut adalah Tapis. Kesalahan klasifikasi ini mengungkapkan bahwa model pembelajaran mesin yang digunakan masih menghadapi tantangan dalam mengenali jenis kain tradisional, khususnya kain Tapis.



Gambar 15. Contoh gambar *error5*

Pada Gambar 15 menunjukkan pola kain dengan corak warna-warni yang mengandung unsur tradisional. Warna-warna seperti biru, merah, serta

motif yang menyerupai hewan dan pola geometris terlihat dominan. Di bagian atas gambar, terdapat teks "Prediksi: Non-Tapis, Sebenarnya: Tapis," yang menunjukkan bahwa sistem klasifikasi atau prediksi otomatis salah mengidentifikasi kain tersebut sebagai non-Tapis, padahal sebenarnya kain itu adalah Tapis. Hal ini mengindikasikan bahwa model pembelajaran mesin yang digunakan belum sepenuhnya akurat dalam mengenali jenis kain tradisional, terutama kain Tapis.

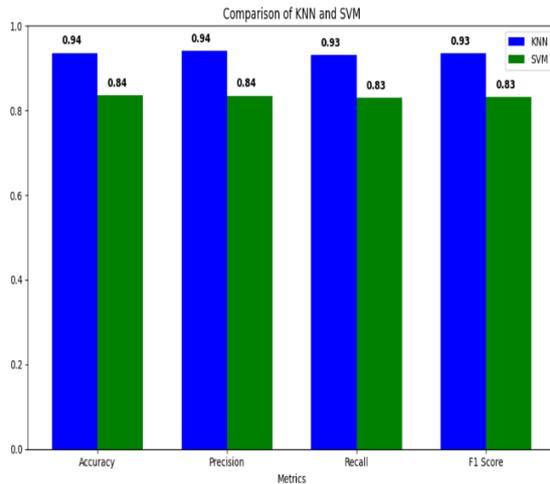


Gambar 16. Contoh gambar *error6*

Pada Gambar 16 menunjukkan kain dengan dominasi warna merah dan pola geometris yang unik, kemungkinan besar merupakan kain tradisional Tapis. Di bagian atas gambar terdapat tulisan "Prediksi: Non-Tapis, Sebenarnya: Tapis," yang mengindikasikan bahwa model prediksi atau sistem yang digunakan salah mengklasifikasikan kain ini sebagai non-Tapis, meskipun sebenarnya kain tersebut adalah Tapis. Ini menunjukkan kesalahan dalam klasifikasi kain tradisional oleh model pembelajaran mesin.

3.5. Hasil Perbandingan

Berdasarkan hasil pengujian, algoritma KNN menunjukkan kinerja yang unggul dalam klasifikasi pola motif kain Tapis, dengan akurasi tertinggi sebesar 94%. Nilai presisi dan recall untuk KNN juga mencapai 94% dan f1-score sebesar 93%. Hasil ini menunjukkan bahwa KNN sangat efektif dalam mengenali pola dan membuat prediksi yang akurat. Sedangkan untuk algoritma SVM sedikit di bawah KNN meskipun menunjukkan kinerja yang baik. Nilai akurasi untuk SVM adalah 84% dan nilai presisi, recall dan f1-score juga memiliki nilai yang sama, yang menunjukkan bahwa meskipun SVM mampu menangkap kompleksitas pola dalam data, SVM tidak seefektif KNN dalam penelitian ini. Bagaimanapun SVM masih memberikan hasil yang stabil dan konsisten, terutama dengan penggunaan kernel yang tepat. Adapun hasil grafik perbandingan KNN dan SVM dapat dilihat pada Gambar 17.



Gambar 17. Hasil Perbandingan KNN dan SVM

4. DISKUSI

Penelitian ini menganalisis kinerja algoritma KNN dan SVM untuk mengklasifikasikan pola motif kain Tapis. Penelitian ini berfokus pada empat metrik evaluasi utama yaitu: akurasi, presisi, recall dan f1-score dengan perbandingan 80:20 data latih dan data uji. Dengan skor akurasi tertinggi sebesar 94%, Hasil tersebut menunjukkan KNN dapat menenali pola motif kain, terutama ketika menggunakan nilai k yang ideal. Sebaliknya SVM memiliki akurasi sebesar 84%, meskipun hasilnya lebih rendah dibandingkan KNN, SVM tetap memberikan hasil yang cukup baik, yang menunjukkan bahwa algoritma ini mampu menangani kompleksitas pola data, meskipun tidak seefektif KNN.

Karakteristik algoritma KNN dapat menjelaskan kinerja yang lebih baik dibandingkan SVM. Metode berbasis *instance* KNN efektif dalam mengklasifikasikan data dengan pola dan distribusi yang jelas. Meskipun motif kain Tapis kompleks, penggunaan nilai k yang tepat membantu KNN dengan efektif menangani keragaman pola pada dataset. Dengan nilai k yang ideal, KNN dapat menghindari overfitting dan mempertahankan generalisasi yang baik pada data uji. Sebaliknya, SVM memiliki kemampuan untuk menangani data non-linear melalui berbagai kernel. Kernel RBF pada SVM memiliki kinerja terbaik, tetapi tidak seunggul KNN. Perbedaan dalam presisi, recall, dan f1-score yang diperoleh SVM dibandingkan dengan KNN menunjukkan bahwa SVM mungkin kurang sensitif terhadap fitur tekstur yang kompleks dari kain Tapis.

Penelitian ini juga sejalan dengan hasil studi sebelumnya yang menunjukkan bahwa KNN sering kali unggul dalam klasifikasi gambar tekstur, terutama ketika dataset memiliki distribusi yang tidak terlalu bervariasi dan jumlah data yang moderat [26]. Hal ini mengindikasikan bahwa KNN mungkin lebih sesuai untuk aplikasi yang memerlukan klasifikasi berdasarkan fitur lokal, seperti tekstur pada kain Tapis, dibandingkan dengan SVM yang mungkin

lebih efisien dalam skenario dengan fitur yang lebih kompleks atau dimensionalitas yang tinggi.

Meskipun KNN lebih baik dalam penelitian ini, penting untuk diingat bahwa pemilihan parameter dan preprocessing sangat penting untuk hasil akhir. Proses preprocessing seperti resizing dan ekstraksi fitur LBP yang diterapkan pada dataset ini mungkin berkontribusi pada kinerja KNN. Sementara itu, penggunaan teknik ekstraksi fitur yang lebih canggih atau penyesuaian parameter pada SVM dapat meningkatkan hasil yang diperoleh.

Hasil penelitian ini memberikan wawasan penting untuk membangun sistem klasifikasi yang lebih efisien dalam pengenalan pola kain Tapis. Dengan parameter yang tepat, penggunaan KNN dapat menjadi pilihan yang bagus untuk aplikasi yang memerlukan klasifikasi pola tekstur. Meskipun demikian, penelitian lebih lanjut tentang SVM dengan parameter yang dioptimalkan serta teknik ekstraksi fitur yang lebih kompleks dapat membantu meningkatkan akurasi klasifikasi secara signifikan.

5. KESIMPULAN

Pada penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma KNN memberikan performa lebih baik dalam klasifikasi motif kain Tapis dibandingkan dengan algoritma SVM. Dengan menggunakan teknik ekstraksi fitur LBP tanpa mengubah gambar menjadi *grayscale*, KNN mencapai akurasi tertinggi sebesar 94%, mengungguli SVM dengan akurasi hanya 84%. Selain itu, KNN juga unggul dalam metrik presisi, recall dan f1-score. Sementara itu, SVM dengan kernel RBF memberikan hasil terbaik diantara berbagai kernel SVM yang diuji, tetapi lebih rendah dibandingkan dengan KNN. Penelitian ini menunjukkan bahwa pemilihan algoritma klasifikasi yang tepat sangat penting dalam pengenalan pola motif kain tradisional, seperti Tapis. Oleh karena itu, KNN menjadi pilihan yang lebih baik untuk dataset yang digunakan dalam penelitian ini, sementara SVM masih memiliki potensi dengan penyesuaian parameter. Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa metode klasifikasi KNN dan SVM, dengan LBP sebagai metode ekstraksi fitur, memiliki kemampuan yang baik untuk mengidentifikasi pola motif kain Tapis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. C. Utomo and M. Yunita, "KAIN TENUN DI INDUSTRI MODE INDONESIA." *Folio*, vol. 3, no. 1, 2022.
- [2] V. Manuel, "PERLINDUNGAN HUKUM MOTIF KAIN TENUN IKAT DAYAK KABUPATEN SINTANG MENURUT UNDANG - UNDANG NOMOR 28 TAHUN 2014 TENTANG HAK CIPTA" PERAHU (PENERANGAN HUKUM): *JURNAL ILMU HUKUM*, 2022.
- [3] A. Syarif *et al.*, "IDENTIFIKASI KAIN

- TAPIS LAMPUNG MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR EDGE DETECTION (CANNY) DAN KLASIFIKASI PROBABILITY NEURAL NETWORK (PNN),” 2021.
- [4] A. Ramadhani and H. Syahputra, “PENGENALAN TEKNOLOGI PENGOLAHAN CITRA DIGITAL (DIGITAL IMAGE PROCESSING) UNTUK SANTRI DI RAHMATAN LIL’ALAMIN INTERNATIONAL ISLAMIC BOARDING SCHOOL,” *Community Dev. J.*, vol. 3, no. 2, pp. 1239–1244, 2022.
- [5] H. Denny, K. Samuel, K. Didi, and D. Anggun, “Klasifikasi Motif Citra Batik Yogyakarta Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System,” *J. Ilm. Setrum Artic. Press*, vol. 8, no. 2, pp. 229–237, 2019.
- [6] Trisno, Karolus Wulla Rato, A. U. Janga, R. T. Ama, Robinson, and D. Reja, “Klasifikasi Kain Tenun Sumba menggunakan Jaringan Saraf Tiruan,” *J. Pustaka Cendekia Inform.*, vol. Volume 1 N, p. pp 133-139, 2024.
- [7] M. A. Hasan and D. Y. Liliana, “Pengenalan Motif Songket Palembang Menggunakan Deteksi Tepi Canny, PCA dan KNN,” *Multinetics*, vol. 6, no. 1, pp. 1–7, 2020, doi: 10.32722/multinetics.v6i1.2700.
- [8] N. Wijaya and A. Ridwan, “Klasifikasi Jenis Buah Apel Dengan Metode K-Nearest Neighbors,” *J. SISFOKOM*, vol. 08, 2019.
- [9] J. Homepage, S. R. Cholil, T. Handayani, R. Prathivi, and T. Ardianita, “IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology) Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Seleksi Penerima Beasiswa,” *IJCIT (Indonesian J. Comput. Inf. Technol.)*, vol. 6, no. 2, pp. 118–127, 2021.
- [10] Yahya and W. P. Hidayanti, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Efektivitas Penjualan Vape (Rokok Elektrik) pada ‘Lombok Vape On’ Pendahuluan dihasilkan tidak stabil dan tidak mampu diprediksi Dari penelitian yang dilakukan , berusaha untuk mengklasifikasik,” *J. Inform. dan Teknol.*, vol. 3, no. 2, pp. 104–114, 2020, [Online]. Available: https://e-journal.hamzanwadi.ac.id/index.php/infotek/article/view/2279/pdf_23
- [11] H. N. Irmanda and Ria Astriratma, “Klasifikasi Jenis Pantun Dengan Metode Support Vector Machines (SVM),” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 5, pp. 915–922, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i5.2313.
- [12] L. A. Hayurian and N. Hendrastuty, “COMPARISON OF NAÏVE BAYES ALGORITHM AND SUPPORT VECTOR MACHINE IN SENTIMENT ANALYSIS OF BOYCOTT ISRAELI PRODUCTS ON TWITTER,” vol. 5, no. 3, pp. 731–738, 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.3.1813.
- [13] N. Prasetyo, K. Ahmad Baihaqi, S. Arum, P. Lestari, and Y. Cahyana, “CLASSIFICATION OF RICE PLANTS AFFECTED BY RATS USING THE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) ALGORITHM,” *J. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 637–643, 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.2.1949.
- [14] Y. E. Yana and N. Nafi’iyah, “Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN,” *Res. J. Comput. Inf. Syst. Technol. Manag.*, vol. 4, no. 1, p. 28, 2021, doi: 10.25273/research.v4i1.6687.
- [15] Y. M. Hutahaeen and A. W. Wijayanto, “Klasifikasi Rumah Tangga Penerima Subsidi Listrik di Provinsi Gorontalo Tahun 2019 dengan Metode K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 1, p. 63, 2022, doi: 10.26418/justin.v10i1.51210.
- [16] M. Septiani and Z. Abidin, “PENGENALAN POLA BATIK LAMPUNG MENGGUNAKAN METODE PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS,” *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 4, pp. 552–558, 2021, [Online]. Available: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika>
- [17] J. Elektronik et al., “Klasifikasi Motif Kain Tradisional Cepuk Menggunakan GLCM dan KNN” *Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana*, vol. 11, no. 3, 2023 .
- [18] R. Firdaus, Joni Satria, and B. Baidarus, “Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Gambar Mata Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 3, no. 3, pp. 267–273, Dec. 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4360.
- [19] K. Ayuningsih, Y. A. Sari, and P. P. Adikara, “Klasifikasi Citra Makanan Menggunakan HSV Color Moment dan Local Binary Pattern dengan Naïve Bayes Classifier,” 2019. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [20] D. Retnoningrum, A. W. Widodo, and M. A. Rahman, “Ekstraksi Ciri Pada Telapak Tangan Dengan Metode Local Binary Pattern (LBP),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu*

- Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 2611–2618, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [21] A. S. Nugroho, R. Umar, and A. Fadlil, “Klasifikasi Botol Plastik Menggunakan Multiclass Support Vector Machine,” *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 79–85, 2021, doi: 10.31294/jki.v9i2.11058.
- [22] M. F. Naufal, “ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA SVM, KNN, DAN CNN UNTUK KLASIFIKASI CITRA CUACA”, *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)* vol. 8, no. 2, 2021, hlm. 311-318 doi: 10.25126/jtiik.202184553.
- [23] Baiq Nurul Azmi, Arief Hermawan, and Donny Avianto, “Analisis Pengaruh Komposisi Data Training dan Data Testing pada Penggunaan PCA dan Algoritma Decision Tree untuk Klasifikasi Penderita Penyakit Liver,” *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 4, no. 4, pp. 281–290, 2023, doi: 10.35746/jtim.v4i4.298.
- [24] W. Musu, A. Ibrahim, and Heriadi, “Pengaruh Komposisi Data Training dan Testing terhadap Akurasi Algoritma C4.5,” *Pros. Semin. Ilm. Sist. Inf. Dan Teknol. Inf.*, vol. X, no. 1, pp. 186–195, 2021.
- [25] P. Fremmuzar and A. Baita, “Uji Kernel SVM dalam Analisis Sentimen Terhadap Layanan Telkomsel di Media Sosial Twitter,” *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 12, no. 2, pp. 57–66, 2023, doi: 10.34010/komputika.v12i2.9460.
- [26] B. Zaman, A. Rifai, and M. B. Hanif, “Komparasi Metode Klasifikasi Batik Menggunakan Neural Network Dan K-Nearest Neighbor Berbasis Ekstraksi Fitur Tekstur,” *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 3, no. 4, pp. 582–595, 2021, doi: 10.51519/journalisi.v3i4.213.