

Klasifikasi Nilai Nominal Uang Logam Indonesia Menggunakan Support Vector Machine

Trise Salsabila¹, Riyadhul Fajri², Heri Gustami³
^{1,2,3}Universitas Almuslim

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 24 Februari 2026

Revised : 25 Februari 2026

Accepted : 03 Maret 2026

Keywords:

Classification, Digital Image Processing, Rupiah Coins, Support Vector Machine, Feature Extraction.



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)

Kata kunci:

Klasifikasi, Pengolahan Citra Digital, Uang Logam Rupiah, Support Vector Machine, Ekstraksi Fitur.

Corresponding Author:

Trise Salsabila

Universitas Almuslim

Email:

trisesalsabila3@gmail.com

ABSTRACT

[Classification of Nominal Value of Indonesian Coins Using Support Vector Machine] This study discusses the classification of Indonesian Rupiah coin denominations using the Support Vector Machine (SVM) method based on digital image processing. The dataset consists of Rp100, Rp200, Rp500, and Rp1,000 coins issued from 2016 to the present, captured under standard lighting conditions with a plain background. The pre-processing stage includes resizing the images to 128×128 pixels and converting them to grayscale to ensure data uniformity. Feature extraction is performed using the Local Binary Pattern (LBP) method to represent the texture characteristics of each coin. The classification model was developed using an SVM with an RBF kernel, with 80% of the data used for training and 20% for testing. The results showed an accuracy of 75.32%, indicating that LBP texture features are effective in distinguishing Indonesian coin denominations. Overall, this study demonstrates that the SVM method combined with LBP can classify coin images based on visual texture features with satisfactory performance, although accuracy can still be improved through parameter optimization and dataset expansion in future research.

ABSTRAK

Penelitian ini membahas klasifikasi nilai nominal uang logam Rupiah menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) berbasis pengolahan citra digital. Objek penelitian terdiri dari uang logam pecahan Rp100, Rp200, Rp500, dan Rp1.000 yang diterbitkan sejak 2016 hingga sekarang, dengan citra yang diambil pada pencahayaan standar dan latar belakang polos. Tahap pra-pemrosesan meliputi perubahan ukuran citra menjadi 128×128 piksel dan konversi ke grayscale agar data seragam. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP) untuk merepresentasikan karakteristik tekstur permukaan uang logam. Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma SVM dengan kernel RBF, dengan pembagian data 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 75,32%, yang menunjukkan bahwa fitur tekstur LBP cukup efektif dalam membedakan nominal uang logam Indonesia. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi LBP dan SVM mampu mengklasifikasikan uang logam berdasarkan fitur tekstur secara cukup akurat.

PENDAHULUAN

Pengolahan citra digital banyak dimanfaatkan dalam sistem identifikasi dan klasifikasi objek otomatis karena mampu mengekstraksi informasi visual secara objektif dan konsisten [1],

[2], [3]. Teknologi ini memungkinkan sistem untuk memperoleh, memproses, dan menganalisis informasi visual dari citra sehingga dapat menghasilkan keputusan yang objektif, terukur, dan konsisten [4]. Dalam perkembangannya, pengolahan citra digital sering dikombinasikan dengan pendekatan machine learning untuk meningkatkan kemampuan sistem dalam mengenali pola dan melakukan klasifikasi berbasis data [5].

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa pendekatan berbasis citra telah diterapkan pada beragam objek, seperti tanaman, tekstur permukaan, kain, dan objek biologis, dengan tujuan meningkatkan akurasi identifikasi serta mengurangi subjektivitas dalam proses pengamatan manual [6]. Metode klasifikasi berbasis citra terbukti mampu menghasilkan keputusan yang lebih konsisten dibandingkan metode konvensional yang sangat bergantung pada persepsi dan pengalaman manusia [1]. Hal ini disebabkan oleh kemampuan algoritma machine learning dalam membangun model matematis berdasarkan karakteristik fitur yang diekstraksi dari citra [7], [8].

Uang logam Rupiah masih digunakan secara luas dalam transaksi bernilai kecil di Indonesia. Setiap nominal uang logam memiliki karakteristik visual yang berbeda, seperti ukuran, warna, dan tekstur permukaan. Namun, dalam praktiknya, proses pemilahan dan penghitungan uang logam masih sering dilakukan secara manual, sehingga memerlukan waktu yang relatif lama dan berpotensi menimbulkan kesalahan akibat kemiripan karakteristik visual antar nominal [9]. Kondisi ini menunjukkan adanya kebutuhan terhadap sistem otomatis yang mampu mengklasifikasikan uang logam secara akurat dan efisien.

Seiring dengan perkembangan teknologi, berbagai algoritma klasifikasi telah digunakan dalam sistem pengenalan objek berbasis citra, seperti K-Nearest Neighbor, Support Vector Machine (SVM), dan jaringan saraf tiruan [10], [11], [12]. Di antara metode tersebut, SVM banyak digunakan karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi serta membentuk hyperplane pemisah yang optimal antar kelas [13]. Selain itu, konsep kernel pada SVM memungkinkan pemetaan data ke ruang berdimensi lebih tinggi sehingga meningkatkan kemampuan separasi antar kelas, khususnya pada permasalahan klasifikasi nonlinier [4].

Dalam konteks klasifikasi citra berbasis tekstur, pemilihan fitur memiliki peranan penting dalam merepresentasikan karakteristik visual objek. Local Binary Pattern (LBP) merupakan salah satu metode ekstraksi fitur tekstur yang efektif dalam mendeskripsikan pola tekstur lokal dan relatif tahan terhadap variasi pencahayaan [14]. Beberapa penelitian sebelumnya memanfaatkan LBP atau fitur tekstur lainnya untuk pengenalan uang logam, namun umumnya masih berfokus pada satu jenis fitur atau diuji pada dataset yang terbatas serta belum mengintegrasikan kombinasi fitur tekstur dan warna secara optimal [15], [16].

A. Research Gap

Berdasarkan tinjauan terhadap penelitian-penelitian sebelumnya, terdapat beberapa celah penelitian (*research gap*) yang dapat diidentifikasi, yaitu:

1. Sebagian besar penelitian klasifikasi uang logam hanya memanfaatkan satu jenis fitur, khususnya fitur tekstur atau bentuk, tanpa mengombinasikannya dengan fitur warna untuk meningkatkan daya diskriminasi antar nominal.
2. Penelitian terdahulu umumnya berfokus pada akurasi algoritma, namun belum banyak yang membahas implementasi sistem klasifikasi uang logam berbasis citra secara terintegrasi dalam bentuk aplikasi yang siap digunakan.
3. Hingga saat ini, penelitian klasifikasi uang logam Rupiah Indonesia masih terbatas pada penggunaan satu jenis fitur dan dataset dengan kondisi terkontrol, sehingga kemampuan generalisasi sistem belum optimal.

Oleh karena itu, diperlukan pendekatan klasifikasi yang mengintegrasikan beberapa jenis fitur visual serta divalidasi pada dataset yang lebih bervariasi agar sistem memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik [1]

B. Kebaruan dan Kontribusi Ilmiah

Berdasarkan gap penelitian tersebut, kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada:

1. Penerapan metode ekstraksi fitur tekstur Local Binary Pattern (LBP) pada klasifikasi uang logam Rupiah Indonesia dengan dataset yang lebih bervariasi.
2. Evaluasi kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) berbasis kernel RBF pada klasifikasi multiclass uang logam.
3. Implementasi sistem klasifikasi dalam bentuk aplikasi web berbasis Flask yang terintegrasi dan dapat digunakan secara langsung.

Kontribusi ilmiah penelitian ini diharapkan dapat menjadi:

1. Referensi dalam pengembangan sistem klasifikasi uang logam berbasis citra digital.
2. Dasar pengembangan sistem pemilahan dan penghitung uang logam otomatis di masa mendatang.
3. Tambahan kajian mengenai efektivitas kombinasi fitur tekstur dan warna pada klasifikasi objek dengan karakteristik visual yang saling mirip.

METODE

Metode penelitian ini disusun melalui beberapa tahapan terstruktur yang dimulai dari pengumpulan dataset citra uang logam Indonesia yang terdiri dari empat kelas nominal, yaitu Rp100, Rp200, Rp500, dan Rp1.000. Dataset yang digunakan selanjutnya dibagi menjadi data latih dan data uji dengan tujuan untuk memastikan proses pelatihan dan evaluasi model klasifikasi dilakukan secara terpisah dan objektif.

Tahapan pra-pemrosesan citra dilakukan untuk menyeragamkan ukuran citra dan meningkatkan kualitas data masukan sebelum proses ekstraksi fitur [1] Tahapan pra-pemrosesan meliputi proses resize citra, konversi ke grayscale, serta normalisasi nilai piksel agar data masukan memiliki karakteristik yang lebih konsisten.

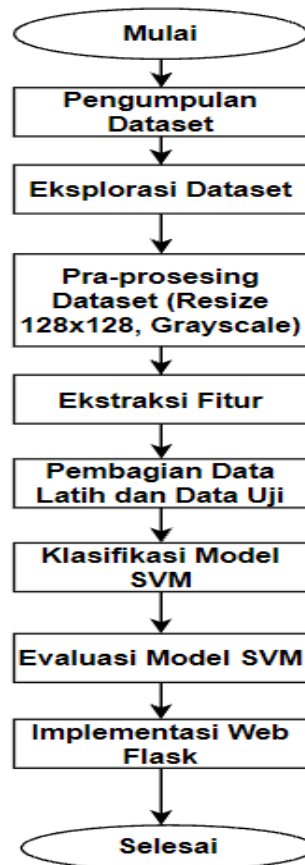
Selanjutnya, dilakukan proses ekstraksi fitur untuk merepresentasikan karakteristik visual uang logam. Ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP) untuk menangkap pola permukaan uang logam, sedangkan ekstraksi fitur warna dilakukan menggunakan histogram pada ruang warna HSV guna merepresentasikan distribusi warna pada citra. Fitur tekstur dan fitur warna yang diperoleh kemudian digabungkan menjadi satu vektor fitur yang digunakan sebagai masukan pada tahap klasifikasi.

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan pendekatan multiclass. Model dilatih menggunakan data latih dan dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur kinerja sistem berdasarkan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk menganalisis kesalahan klasifikasi pada setiap kelas nominal uang logam.

Model klasifikasi yang telah dilatih selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan framework Flask. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra uang logam, melakukan proses pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, serta klasifikasi secara otomatis, sehingga sistem dapat memberikan hasil identifikasi nominal uang logam secara terintegrasi.

A. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan yang terstruktur, dimulai dari pengumpulan dataset citra uang logam Indonesia yang terdiri dari empat kelas nominal, yaitu Rp100, Rp200, Rp500, dan Rp1.000. Tahapan selanjutnya meliputi proses pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur warna dan tekstur, serta pelatihan dan pengujian model klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine. Seluruh tahapan tersebut kemudian diintegrasikan ke dalam sebuah aplikasi berbasis web menggunakan framework Flask untuk memastikan sistem berjalan secara konsisten serta mampu melakukan proses klasifikasi uang logam secara otomatis dan terintegrasi.



Gambar 1 Alur Penelitian

B. Dataset Penelitian

Dataset pada penelitian ini berjumlah 3.500 citra uang logam Indonesia yang dikelompokkan ke dalam empat kelas nominal, yaitu Rp100, Rp200, Rp500, dan Rp1.000. Jumlah data pada setiap kelas dibuat seimbang untuk mengurangi potensi bias pada proses pelatihan model klasifikasi. Citra uang logam diperoleh melalui proses pengambilan gambar langsung menggunakan kamera dengan variasi sudut pengambilan, jarak kamera, serta kondisi pencahayaan yang berbeda-beda, sehingga dataset yang digunakan mampu merepresentasikan kondisi nyata penggunaan sistem.

Tabel 1 . Pembagian Data

Jenis Data	Jumlah Data Gambar	Persentase
Data Latih	2.800	80%
Data Uji	700	20%
Total	3.500	100%

Dataset dirancang agar memiliki variasi visual yang memadai sehingga sistem dapat diuji pada kondisi yang mendekati penggunaan nyata.



Gambar 2 Jenis Dataset Uang Logam

C. Sumber Dataset

Dataset citra uang logam Indonesia yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari dua sumber, yaitu dataset publik dan pengambilan citra secara mandiri, dengan tujuan meningkatkan variasi data serta kemampuan generalisasi sistem klasifikasi.

Sebagian dataset diperoleh dari situs Kaggle, yang menyediakan citra uang logam Indonesia dalam format digital dan telah banyak digunakan sebagai referensi pada penelitian berbasis pengolahan citra. Dataset dari Kaggle dimanfaatkan sebagai data awal untuk merepresentasikan karakteristik umum uang logam Indonesia pada kondisi pengambilan citra yang terkontrol.

Selain itu, untuk menyesuaikan sistem dengan kondisi penggunaan nyata, penelitian ini juga melakukan pengambilan citra uang logam secara mandiri. Proses pemotretan dilakukan menggunakan kamera smartphone Realme Note 70, dengan spesifikasi sebagai berikut:

1. Perangkat kamera: Smartphone Realme Note 70
2. Resolusi citra: Resolusi asli kamera (tanpa kompresi tambahan)
3. Kondisi pencahayaan: Pencahayaan alami dan lampu ruangan dengan intensitas sedang
4. Latar belakang: Latar belakang polos berwarna netral
5. Variasi pengambilan: Perbedaan sudut pengambilan, jarak kamera, dan orientasi uang logam

Pengambilan citra dilakukan secara manual untuk setiap nominal uang logam dengan tujuan memperoleh variasi kondisi lingkungan yang lebih beragam, sehingga sistem klasifikasi yang dibangun tidak hanya bergantung pada dataset publik, tetapi juga mampu bekerja pada citra hasil pemotretan langsung.

Kombinasi dataset dari sumber publik (Kaggle) dan data hasil pemotretan mandiri diharapkan dapat meningkatkan robustness sistem klasifikasi serta mendekati kondisi implementasi sistem pada lingkungan nyata.

D. Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan citra dilakukan untuk menyeragamkan dimensi dan kualitas data sebelum ekstraksi fitur, sehingga model menerima data masukan yang konsisten. Proses ini bertujuan untuk mengurangi variasi yang tidak berkaitan dengan karakteristik visual uang logam serta meningkatkan konsistensi data masukan pada tahap pengolahan selanjutnya. Adapun tahapan pra-pemrosesan yang diterapkan meliputi:

1. Proses resize dilakukan dengan mengubah seluruh citra uang logam menjadi berukuran 128×128 piksel. Ukuran ini dipilih untuk menyeragamkan dimensi citra sehingga proses ekstraksi fitur dapat dilakukan secara konsisten pada seluruh dataset, sekaligus mempertimbangkan efisiensi komputasi tanpa menghilangkan informasi visual utama pada citra uang logam.
- 2.



Gambar 3. Resize

3. Proses grayscale dilakukan dengan mengonversi citra uang logam dari ruang warna RGB menjadi satu kanal intensitas. Tahapan ini bertujuan untuk menyederhanakan informasi warna pada citra sehingga proses ekstraksi tekstur menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP) dapat dilakukan secara lebih optimal. Dengan menggunakan citra grayscale,

pola permukaan dan tekstur uang logam dapat direpresentasikan dengan lebih jelas dan konsisten.



Grayscale

Gambar 4. Grayscale

E. Ekstraksi Fitur

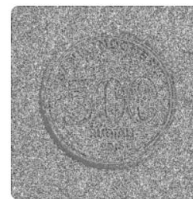
Tahapan ekstraksi fitur bertujuan untuk memperoleh karakteristik visual utama dari citra uang logam yang selanjutnya digunakan sebagai masukan pada proses klasifikasi. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur difokuskan pada fitur tekstur menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP).

Metode LBP bekerja dengan membandingkan nilai intensitas piksel pusat dengan nilai intensitas piksel tetangganya dalam radius tertentu. Hasil perbandingan tersebut dikonversi menjadi pola biner yang merepresentasikan karakteristik tekstur lokal pada permukaan uang logam. Seluruh pola biner yang dihasilkan kemudian dihimpu dalam bentuk histogram sebagai vektor fitur.

Metode LBP dipilih karena mampu merepresentasikan tekstur lokal secara efektif dan tahan terhadap variasi pencahayaan [1].



Gambar Asli



Citra LBP

Gambar 5. Local Binary Pattern (LBP)

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil evaluasi kinerja sistem klasifikasi nilai nominal uang logam Indonesia yang dikembangkan, disertai analisis performa model berdasarkan metrik evaluasi serta visualisasi hasil simulasi. Evaluasi dilakukan untuk menilai kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan empat kelas nominal uang logam, yaitu Rp100, Rp200, Rp500, dan Rp1.000.

A. Pembagian Data

Dataset sebanyak 3.500 citra dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 secara acak dan seimbang pada setiap kelas. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan proses pelatihan dan pengujian dilakukan secara objektif serta menghindari *overfitting*.

Pada tahap pelatihan, fitur tekstur diekstraksi menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP) dan digunakan sebagai masukan pada model Support Vector Machine (SVM). Proses training dilakukan hingga model mencapai kondisi stabil berdasarkan performa validasi.

B. Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine

Proses klasifikasi citra uang logam Indonesia pada penelitian ini dilakukan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Algoritma ini memanfaatkan vektor fitur yang dihasilkan dari ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP) sebagai masukan model klasifikasi. Support Vector Machine dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi serta mampu membentuk batas pemisah antar

kelas secara optimal, sehingga sesuai untuk permasalahan klasifikasi citra uang logam dengan karakteristik visual yang beragam.

Secara konsep, Support Vector Machine bekerja dengan mencari hyperplane terbaik yang dapat memisahkan data dari kelas yang berbeda dengan margin maksimum. Hyperplane tersebut ditentukan berdasarkan sejumlah data terdekat yang disebut sebagai support vectors. Untuk menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, penelitian ini menggunakan fungsi kernel untuk memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi sehingga pemisahan antar kelas dapat dilakukan secara lebih optimal.

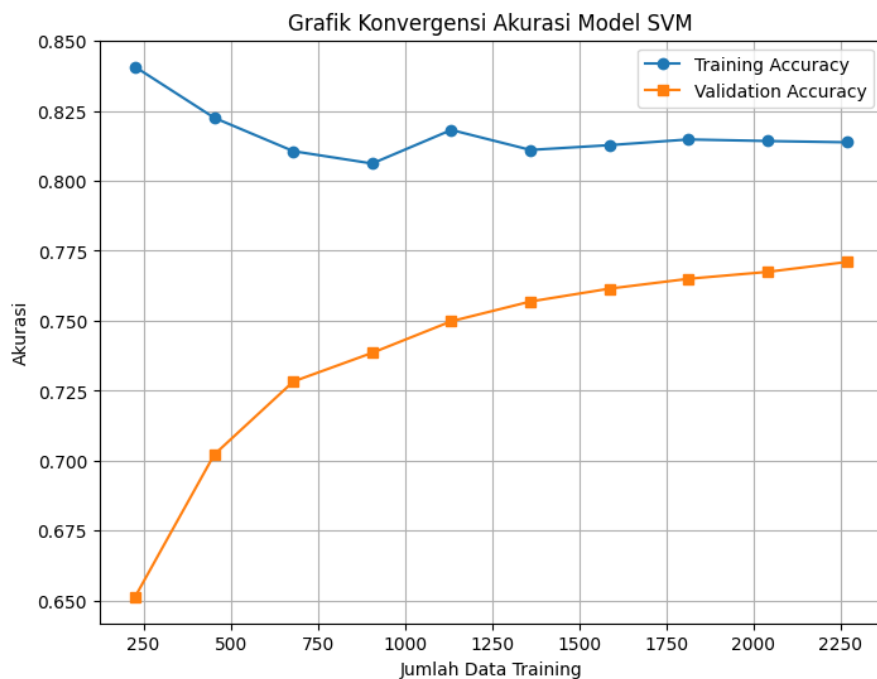
Karena penelitian ini melibatkan lebih dari dua kelas nominal uang logam, maka digunakan pendekatan multiclass Support Vector Machine. Pada pendekatan ini, proses klasifikasi dilakukan dengan membangun beberapa model biner menggunakan strategi one-against-one atau one-against-all, kemudian hasil prediksi dari masing-masing model digunakan untuk menentukan kelas nominal uang logam yang paling sesuai.

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan data latih yang telah melalui tahapan pra-pemrosesan dan ekstraksi fitur LBP, sedangkan evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan data uji yang tidak terlibat dalam proses pelatihan. Kinerja sistem dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score, serta confusion matrix untuk menganalisis kesalahan klasifikasi pada setiap kelas nominal uang logam.

Model klasifikasi yang telah dilatih selanjutnya diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan framework Flask, sehingga sistem mampu menerima input citra uang logam, melakukan proses ekstraksi fitur, serta menghasilkan hasil klasifikasi nilai nominal secara otomatis.

C. Grafik Konvergensi Proses Training

Untuk memvisualisasikan kestabilan model selama proses pelatihan, ditampilkan grafik konvergensi simulasi, yang menunjukkan hubungan antara iterasi pelatihan dan nilai akurasi.



Gambar 6. Grafik Konvergensi Akurasi Model SVM

Gambar 6 menunjukkan bahwa akurasi model meningkat secara bertahap dan mulai konvergen setelah beberapa iterasi, yang menandakan bahwa model telah mencapai kondisi optimal dan tidak mengalami *overfitting* secara signifikan.

D. Hasil Klasifikasi

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem klasifikasi nilai nominal uang logam Indonesia yang dikembangkan mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 75,32%. Hasil ini

menunjukkan bahwa penggunaan fitur tekstur Local Binary Pattern (LBP) yang diklasifikasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) mampu memberikan kinerja yang cukup baik dalam membedakan nilai nominal uang logam pada dataset pengujian.

Selain akurasi, evaluasi kinerja model juga dilakukan menggunakan classification report yang mencakup metrik precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas nominal uang logam. Evaluasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai kemampuan model dalam melakukan klasifikasi pada masing-masing kelas, serta untuk mengidentifikasi potensi kesalahan klasifikasi yang masih terjadi.

Akurasi Model SVM: 75.32%				
Laporan Klasifikasi:				
	precision	recall	f1-score	support
100	0.73	0.69	0.71	181
200	0.72	0.70	0.71	195
500	0.78	0.84	0.81	207
1000	0.79	0.79	0.79	126
accuracy			0.75	709
macro avg	0.75	0.75	0.75	709
weighted avg	0.75	0.75	0.75	709

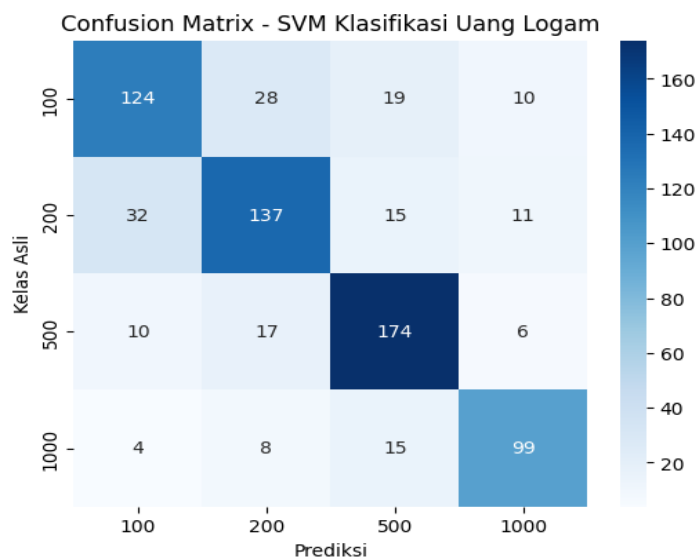
Gambar 7. Classification Report

Berdasarkan classification report, setiap kelas nominal uang logam menunjukkan nilai precision, recall, dan F1-score yang relatif seimbang. Nominal Rp500 memiliki performa terbaik dengan nilai F1-score sebesar 0,81, diikuti oleh nominal Rp1.000 dengan 0,79, serta nominal Rp100 dan Rp200 yang masing-masing memiliki nilai 0,71. Nilai recall yang sedikit lebih rendah pada nominal Rp100 dan Rp200 menunjukkan masih adanya kesalahan klasifikasi, yang kemungkinan disebabkan oleh kemiripan tekstur permukaan antar nominal uang logam.

Secara keseluruhan, nilai macro average dan weighted average sebesar 0,75 serta tingkat akurasi 75,32% menunjukkan bahwa model Support Vector Machine mampu melakukan klasifikasi nilai nominal uang logam Indonesia dengan performa yang cukup konsisten.

E. Analisis Confusion Matrix

Untuk mengevaluasi performa model klasifikasi pada masing-masing kelas koin, dilakukan analisis menggunakan confusion matrix. Confusion matrix digunakan untuk menampilkan jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas, sehingga pola kesalahan klasifikasi yang terjadi dapat dianalisis secara lebih rinci.



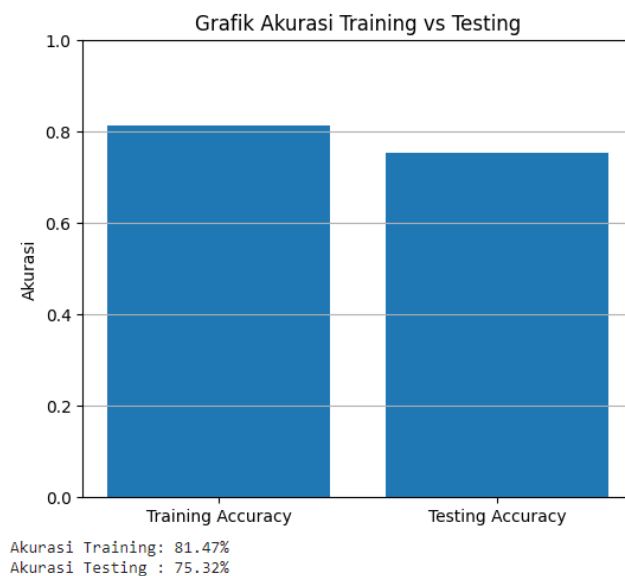
Gambar 8. Confusion Matrix

Berdasarkan confusion matrix pada Gambar 9, sebagian besar citra uang logam berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh sistem. Nominal Rp500 menunjukkan jumlah prediksi benar tertinggi, diikuti oleh Rp200, Rp100, dan Rp1.000. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali karakteristik tekstur uang logam dengan cukup baik.

Namun, masih terdapat kesalahan klasifikasi antar nominal yang memiliki kemiripan visual, terutama antara Rp100 dan Rp200. Kesalahan ini dipengaruhi oleh kemiripan pola permukaan dan kondisi fisik uang logam. Meskipun demikian, secara keseluruhan prediksi benar lebih dominan dibandingkan prediksi salah, sejalan dengan akurasi sistem sebesar 75,32%.

F. Visualisasi Performa Sistem

Untuk memperjelas kinerja sistem secara menyeluruh, ditampilkan grafik perbandingan akurasi training dan testing.



Gambar 9. Grafik Akurasi Training vs Testing

Grafik menunjukkan perbedaan akurasi yang tidak signifikan antara data latih dan data uji, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik.

G. Implementasi Sistem

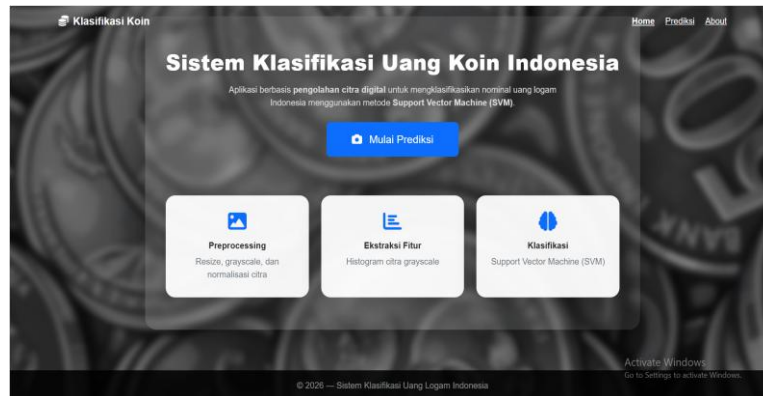
Implementasi sistem klasifikasi nilai nominal uang logam Indonesia dilakukan melalui aplikasi web berbasis Flask yang dirancang agar dapat digunakan secara langsung tanpa memerlukan instalasi perangkat lunak tambahan. Sistem ini bertujuan untuk memudahkan pengguna dalam melakukan identifikasi nilai nominal uang logam secara otomatis berdasarkan citra yang diunggah.

Pengguna dapat mengunggah citra uang logam melalui halaman aplikasi, kemudian sistem akan memproses citra tersebut secara otomatis melalui tahapan pra-pemrosesan, ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP), serta proses klasifikasi menggunakan model Support Vector Machine (SVM) yang telah dilatih sebelumnya. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk prediksi nilai nominal uang logam, yaitu Rp100, Rp200, Rp500, atau Rp1.000.

Model klasifikasi yang digunakan telah disimpan dalam format *pickle* (.pkl) sehingga dapat dipanggil kembali pada aplikasi Flask tanpa perlu dilakukan pelatihan ulang. Proses klasifikasi berlangsung secara otomatis dan real-time, sehingga pengguna dapat memperoleh hasil prediksi dengan cepat setelah citra diunggah. Dengan adanya implementasi berbasis web ini, sistem klasifikasi uang logam dapat diakses dengan mudah serta berpotensi untuk dikembangkan lebih lanjut sebagai aplikasi pendukung dalam proses identifikasi uang logam secara digital.

1. Home

Halaman home merupakan tampilan awal dari aplikasi web sistem klasifikasi nilai nominal uang logam. Halaman ini menampilkan judul aplikasi serta informasi singkat mengenai fungsi sistem. Selain itu, tersedia menu navigasi utama seperti *Home*, *Prediksi*, dan *About* yang berfungsi untuk memudahkan pengguna dalam mengakses fitur-fitur yang disediakan oleh sistem.

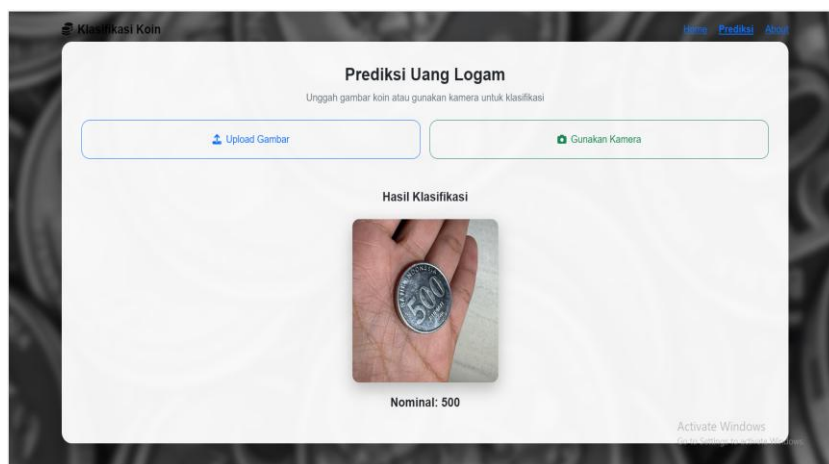


Gambar 10. Home

2. Prediksi

Halaman prediksi merupakan halaman utama yang digunakan untuk melakukan proses klasifikasi nilai nominal uang logam Indonesia. Pada halaman ini, pengguna dapat mengunggah citra uang logam yang akan diklasifikasikan oleh sistem. Setelah citra diunggah, sistem secara otomatis melakukan tahapan pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP), serta proses klasifikasi menggunakan model Support Vector Machine (SVM) yang telah dilatih sebelumnya.

Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk prediksi nilai nominal uang logam, yaitu Rp100, Rp200, Rp500, atau Rp1.000. Proses klasifikasi dilakukan secara otomatis dan cepat, sehingga pengguna dapat memperoleh hasil identifikasi tanpa perlu melakukan pengaturan tambahan. Halaman ini menjadi inti dari sistem karena mengintegrasikan seluruh tahapan pengolahan citra dan klasifikasi ke dalam satu alur yang sederhana dan mudah digunakan.



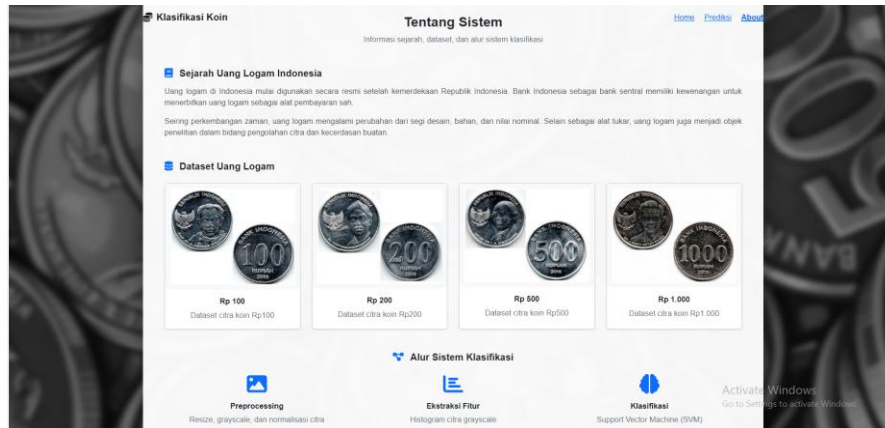
Gambar 11. Prediksi

3. About

Halaman *About* berfungsi untuk memberikan informasi umum mengenai aplikasi sistem klasifikasi nilai nominal uang logam Indonesia. Halaman ini memuat deskripsi singkat tentang tujuan pengembangan sistem, metode yang digunakan, serta teknologi pendukung yang diterapkan dalam aplikasi.

Informasi yang ditampilkan pada halaman *About* mencakup penjelasan mengenai penggunaan metode Local Binary Pattern (LBP) sebagai teknik ekstraksi fitur tekstur dan

algoritma Support Vector Machine (SVM) sebagai metode klasifikasi. Selain itu, halaman ini juga menjelaskan bahwa sistem dikembangkan dalam bentuk aplikasi web berbasis Flask, sehingga dapat diakses dengan mudah dan berpotensi untuk dikembangkan lebih lanjut pada penelitian selanjutnya.



Gambar 12. About

H. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang umumnya menggunakan dataset terbatas atau kondisi pencahayaan terkontrol, penelitian ini menggabungkan dataset publik (Kaggle) dan citra hasil pemotretan mandiri, sehingga menghasilkan sistem yang lebih mendekati kondisi penggunaan nyata.

Hasil akurasi sebesar 75,32% sejalan dengan penelitian berbasis LBP-SVM pada objek bertekstur, yang umumnya berada pada rentang akurasi 70–85%, tergantung kompleksitas objek dan kondisi dataset.

I. Dampak Ilmiah dan Implementasi

Secara ilmiah, penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi fitur tekstur LBP dan klasifikasi SVM masih relevan dan efektif untuk permasalahan klasifikasi objek bertekstur, khususnya uang logam Indonesia. Dari sisi implementasi, sistem berbasis web yang dikembangkan berpotensi diaplikasikan sebagai alat bantu otomatis dalam proses pemilahan dan identifikasi uang logam, serta dapat dikembangkan lebih lanjut untuk sistem berbasis perangkat mobile atau integrasi dengan perangkat keras pendukung.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menghasilkan sistem klasifikasi nilai nominal uang logam Indonesia berbasis pengolahan citra digital dengan memanfaatkan metode Local Binary Pattern (LBP) sebagai teknik ekstraksi fitur tekstur dan algoritma Support Vector Machine (SVM) sebagai metode klasifikasi. Sistem yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan empat nominal uang logam, yaitu Rp100, Rp200, Rp500, dan Rp1.000, serta diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web berbasis Flask yang mudah digunakan.

Hasil akurasi sebesar 75,32% sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan LBP-SVM pada objek bertekstur, dengan rentang akurasi antara 70% hingga 85% tergantung pada kompleksitas dataset dan kondisi pencahayaan [1].

Meskipun sistem menunjukkan kinerja yang cukup baik, masih terdapat beberapa keterbatasan, terutama pada kemiripan karakteristik visual antar nominal uang logam serta variasi kondisi fisik uang logam, seperti tingkat keausan dan pencahayaan saat pengambilan citra. Oleh karena itu, pengembangan selanjutnya dapat difokuskan pada penambahan jumlah dan variasi dataset, serta penerapan metode ekstraksi fitur atau algoritma klasifikasi lain untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Prabowo, A. Afifah, and azzah Roudhoh, "Klasifikasi Image Tumbuhan Obat Sirih dan Binahong Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Komputasi*, vol. 10, no. 2, 2022, doi: 10.23960/komputasi.v10i2.3178.
- [2] D. Armiaady and I. M. R, "Klasifikasi Kualitas Buah Pisang Berdasarkan Citra Buah Menggunakan Stochastic Gradient Descent," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 2, 2023.
- [3] I. R. Muslem and T. M. Johan, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Klasifikasi Citra Ikan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG-16," *Media Online*, vol. 4, no. 2, pp. 978–985, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i2.1209.
- [4] I. R. Muslem, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Image Classification pada Kasus American Sign Language Menggunakan Support Vector Machine," *Media Online*, vol. 4, no. 2, pp. 1184–1191, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i2.1242.
- [5] G. Gampur, I. W. Ordiyasa, and S. Hasta Mulyani, "Klasifikasi Jenis Pisang Menggunakan Convolutional Neural Network," *Seminar Nasional Teknik Elektro, Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 1, no. 1, 2022, doi: 10.35842/sintaks.v1i1.6.
- [6] A. N. Rais and D. Riana, "Segmentasi Citra Tumor Otak Menggunakan Support Vector Machine Classifier," *Seminar Nasional Inovasi dan Tren (SNIT)*, vol. 1, no. 1, 2018.
- [7] M. Z. Andrekha and Y. Huda, "Deteksi Warna Manggis Menggunakan Pengolahan Citra dengan Opencv Python," *Voteteknika (Vocational Teknik Elektronika dan Informatika)*, vol. 9, no. 4, 2021, doi: 10.24036/voteteknika.v9i4.114251.
- [8] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, vol. 1, no. 02, 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
- [9] E. Wahyu Ningsih, D. Sugandi, L. Somantri, and R. Ridwana, "Perbandingan Klasifikasi Penutup Lahan di Kota Bandung Menggunakan Metode Klasifikasi Berbasis Piksel dan Klasifikasi Berbasis Objek Pada Citra SPOT 7," *JPIG (Jurnal Pendidikan dan Ilmu Geografi)*, vol. 7, no. 1, 2022, doi: 10.21067/jpig.v7i1.6500.
- [10] V. K. Chauhan, K. Dahiya, and A. Sharma, "Problem formulations and solvers in linear SVM: a review," 2019. doi: 10.1007/s10462-018-9614-6.
- [11] M. W. Huang, C. W. Chen, W. C. Lin, S. W. Ke, and C. F. Tsai, "SVM and SVM ensembles in breast cancer prediction," *PLoS One*, vol. 12, no. 1, 2017, doi: 10.1371/journal.pone.0161501.
- [12] L. Luthfi, R. Imam Muslem, D. Armiaady, S. Sriwinar, R. Fajri, and I. Iqbal, "Analysis of CNN Method for Image Classification of Coconut Ripeness Levels," in *2023 Eighth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, IEEE, Dec. 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICIC60109.2023.10381964.
- [13] J. Kusanti and T. I. Tjendrowarsono, "Optimasi Klasifikasi Parasit Malaria Dengan Metode LVQ, SVM dan Backpropagation," *Infotekmesin*, vol. 12, no. 1, 2021, doi: 10.35970/infotekmesin.v12i1.483.
- [14] H. N. Vu, M. H. Nguyen, and C. Pham, "Masked face recognition with convolutional neural networks and local binary patterns," *Applied Intelligence*, vol. 52, no. 5, 2022, doi: 10.1007/s10489-021-02728-1.
- [15] N. A. Husnah and H. Annur, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Citra Digital Daun," *Geomatika*, vol. 24, no. 2, 2018.
- [16] S. Ratna, "PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DAN HISTOGRAM DENGAN PHYTON DAN TEXT EDITOR PHYCHARM," *Technologia: Jurnal Ilmiah*, vol. 11, no. 3, 2020, doi: 10.31602/tji.v11i3.3294.