



Pendekatan Forensik Dokumen Dalam Verifikasi Keaslian Tanda Tangan Menggunakan Metode Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Support Vector Machine (SVM)

Muhammad Rian Amruzi Rambe^{1*}, Amrullah²

^{1*,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: ^{1*}ryanutok@gmail.com, ²amrullah@umsu.ac.id

Abstrak

Pemalsuan tanda tangan pada dokumen resmi merupakan permasalahan serius yang dapat menimbulkan kerugian hukum dan finansial, sementara metode verifikasi secara manual oleh pakar terbukti bersifat subjektif, lambat, dan tidak skalabel. Penelitian ini menerapkan pendekatan forensik dokumen berbasis komputasi dengan mengombinasikan metode Histogram of Oriented Gradients (HOG) sebagai ekstraksi fitur dan algoritma Support Vector Machine (SVM) sebagai klasifikator untuk membedakan tanda tangan asli (genuine) dan tanda tangan palsu (forgery). Data yang digunakan adalah dataset CEDAR yang terdiri dari 2.640 citra tanda tangan dari 55 writer, dengan pembagian 1.980 citra untuk training dan 660 citra untuk testing. Tahapan pra-pemrosesan meliputi konversi grayscale, Gaussian Filter, Otsu Thresholding, serta resize dan padding hingga ukuran 128×64 piksel. Ekstraksi fitur HOG dikonfigurasi dengan 9 orientations, pixels per cell 8×8 , cells per block 2×2 , dan normalisasi L2-Hys sehingga menghasilkan 3.780 fitur per citra. Optimasi hyperparameter SVM dilakukan menggunakan Grid Search dengan 5-fold cross validation. Hasil pengujian menunjukkan accuracy sebesar 75,00%, precision 74,34%, recall 76,36%, dan F1-score 75,34%. Sistem kemudian diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web berbasis Flask untuk memungkinkan verifikasi tanda tangan secara praktis dan otomatis.

Kata Kunci: forensik dokumen, tanda tangan, HOG, SVM, CEDAR, verifikasi keaslian.

PENDAHULUAN

Tanda tangan merupakan representasi unik dari identitas seseorang yang memiliki kekuatan hukum dalam berbagai aktivitas administrasi, perbankan, dan bisnis. Keberadaan tanda tangan dalam suatu dokumen menyatakan bahwa pihak yang menandatangani mengetahui, menyetujui, dan bertanggung jawab atas seluruh isi dokumen tersebut (Husna & Novia Rizki, 2023). Namun, maraknya tindak pidana pemalsuan tanda tangan menjadikan validasi keaslian tanda tangan sebagai persoalan yang semakin mendesak untuk diselesaikan secara sistematis.

Di Indonesia, kasus pemalsuan tanda tangan telah menimbulkan kerugian besar di berbagai sektor. Pemalsuan tanda tangan diatur dalam Kitab Undang-Undang Hukum Pidana (KUHP) Pasal 263 dan Pasal 264 dengan ancaman hukuman penjara maksimal 6 hingga 8 tahun. Meskipun regulasi tersebut telah ada, metode verifikasi manual yang selama ini diterapkan—yakni perbandingan visual oleh pakar forensik dokumen—masih memiliki kelemahan signifikan: bersifat subjektif, bergantung pada kompetensi individu pemeriksa, membutuhkan waktu yang relatif lama, serta sulit diterapkan pada volume dokumen yang besar (Riadi & Ruslan, 2023).

Seiring perkembangan teknologi kecerdasan buatan dan pengolahan citra digital, berbagai pendekatan komputasi telah dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan verifikasi manual. Metode berbasis deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) menunjukkan performa tinggi, namun membutuhkan data latih bervolume besar dan sumber daya komputasi yang tinggi sehingga kurang praktis untuk lingkungan dengan keterbatasan infrastruktur (Deswita Indriani dkk., 2022). Di sisi lain, pendekatan ekstraksi fitur klasik yang dikombinasikan dengan algoritma klasifikasi terbukti lebih efisien secara komputasi sambil tetap menghasilkan akurasi yang kompetitif.

Histogram of Oriented Gradients (HOG) adalah teknik ekstraksi fitur yang menggambarkan penampilan dan bentuk lokal suatu objek dalam citra berdasarkan distribusi arah gradien (Dalal & Triggs, 2005). HOG terbukti efektif dalam menangkap pola tepi, arah goresan, dan struktur bentuk—karakteristik

yang sangat relevan untuk membedakan tanda tangan asli dari palsu (Harfiya dkk., 2017). Dikombinasikan dengan Support Vector Machine (SVM)—algoritma pembelajaran mesin terawasi yang bekerja dengan mencari hyperplane optimal untuk memaksimalkan margin antara kelas—pendekatan HOG-SVM telah menunjukkan hasil yang baik dalam berbagai tugas-tugas dalam hal pengenalan pola visual (Vapnik & Cortes, 1995).

Kajian literatur terdahulu menunjukkan beberapa penelitian relevan dalam topik ini. Widodo dan Harjoko (2015) menggunakan pyramid HOG dengan SVM untuk verifikasi tanda tangan dan memperoleh akurasi yang kompetitif pada dataset benchmark. Kadek Nurcahyo Putra dkk. (2024) mengaplikasikan HOG dengan K-Nearest Neighbors untuk identifikasi tanda tangan lansia. Marthatiyanda dan Maliki (2024) menggunakan HOG dengan Smooth SVM dan memperoleh hasil yang menjanjikan. Namun, penelitian yang secara spesifik mengintegrasikan pendekatan forensik dokumen dengan metode HOG-SVM pada dataset CEDAR untuk skenario skilled forgery di Indonesia masih sangat terbatas. Sebagian besar studi lebih berfokus pada pengenalan identitas pemilik tanda tangan, bukan pada aspek forensik yang bertujuan membedakan tanda tangan asli dari pemalsuan terampil secara spesifik.

Kesenjangan tersebut menjadi landasan utama penelitian ini. Penelitian ini mengusulkan sistem verifikasi keaslian tanda tangan berbasis pendekatan forensik dokumen dengan mengombinasikan metode HOG sebagai ekstraktor fitur dan algoritma SVM dengan kernel Radial Basis Function (RBF) sebagai klasifikator, yang diuji pada dataset CEDAR dengan fokus pada skenario skilled forgery. Sistem kemudian diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web agar dapat digunakan secara praktis dalam konteks administrasi pemerintahan dan perbankan. Tujuan penelitian ini adalah: (1) menerapkan HOG untuk mengekstraksi fitur citra tanda tangan guna membedakan genuine dan forgery; (2) merancang dan mengimplementasikan sistem verifikasi berbasis web menggunakan kombinasi HOG dan SVM; serta (3) mengevaluasi tingkat akurasi sistem yang dibangun.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan tahapan yang meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur, pelatihan model, pengujian, dan implementasi sistem berbasis web.

Dataset

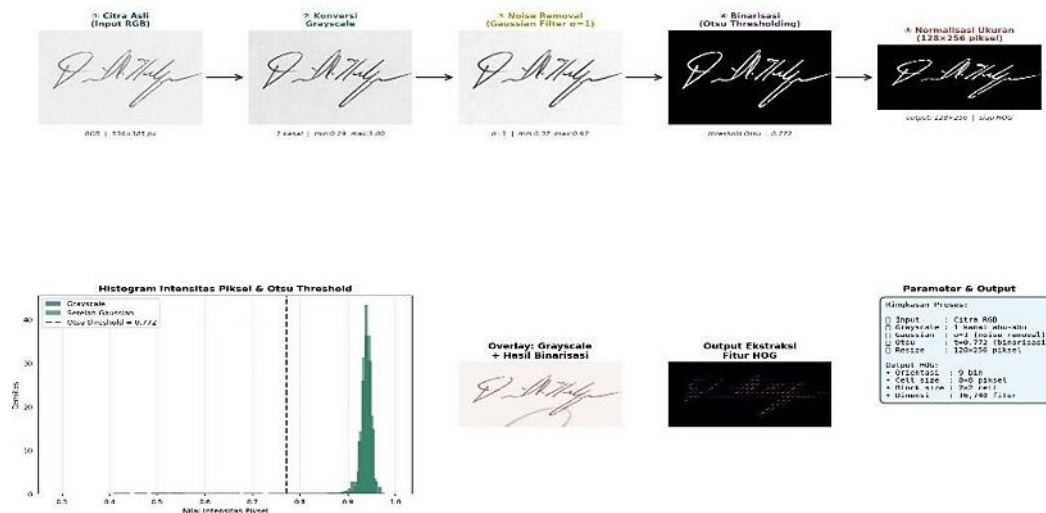
Dataset yang digunakan adalah CEDAR (Center of Excellence for Document Analysis and Recognition), salah satu dataset benchmark yang paling banyak digunakan dalam penelitian verifikasi tanda tangan offline. Dataset CEDAR terdiri dari tanda tangan dari 55 individu, di mana setiap individu memiliki 24 tanda tangan asli (genuine) dan 24 tanda tangan palsu dalam bentuk berupa skilled forgery (Hafemann dkk., 2017).

Total data yang digunakan sebanyak 2.640 citra, dengan pembagian 1.980 citra untuk data training (75%) dan 660 citra untuk data testing (25%), masing-masing terdiri dari 330 citra genuine dan 330 citra forgery. Pemberian label dilakukan berdasarkan nama file: citra berlabel genuine diberi label 0 dan citra berlabel forgery diberi label 1.

Pra-pemrosesan Citra

Pra-pemrosesan merupakan tahap kritis untuk meningkatkan kualitas citra, menghilangkan noise, dan menormalisasi variasi kondisi akuisisi (Anggraeni & Wibawa, 2023). Penelitian ini menerapkan empat tahapan pra-pemrosesan secara berurutan:

1. Konversi Grayscale
Citra berwarna diubah menjadi citra grayscale menggunakan formula standar $Y = 0,299R + 0,587G + 0,114B$, sehingga hanya kanal intensitas yang diproses. Tahap ini dipilih karena informasi warna tidak relevan dalam analisis pola goresan tanda tangan.
2. Gaussian Filter
Filter Gaussian dengan kernel berukuran 5×5 diterapkan untuk mereduksi noise pada citra grayscale sebelum proses binarisasi, sehingga pola tanda tangan dapat dipisahkan dari latar belakang dengan lebih baik.
3. Otsu Thresholding
Metode Otsu Thresholding digunakan untuk mengubah citra grayscale menjadi citra biner secara otomatis dengan menentukan nilai ambang batas optimal berdasarkan distribusi histogram piksel, sehingga objek tanda tangan dapat terpisah dari latar belakang secara adaptif (Anggraeni & Wibawa, 2023).
4. Resize dan Padding
Citra diseragamkan menjadi ukuran 128×64 piksel dengan mempertahankan rasio aspek asli tanda tangan. Jika dimensi citra lebih kecil dari ukuran target, area kosong diisi dengan padding berwarna putih dan tanda tangan ditempatkan di posisi tengah canvas.



Gambar 1. Ilustrasi Tahapan Pra-Pemrosesan Citra

Ekstraksi Fitur HOG

Histogram of Oriented Gradients (HOG) bekerja dengan membagi citra menjadi unit-unit kecil (cell), menghitung besar dan orientasi gradien pada setiap piksel, membentuk histogram orientasi pada setiap cell, menggabungkan beberapa cell ke dalam block, kemudian melakukan normalisasi untuk menghasilkan vektor fitur (Dalal & Triggs, 2005). Proses matematis HOG meliputi:

1. Perhitungan besar gradien:

$$G = \sqrt{(G_x^2 + G_y^2)} \dots (1)$$

2. Perhitungan orientasi gradien:

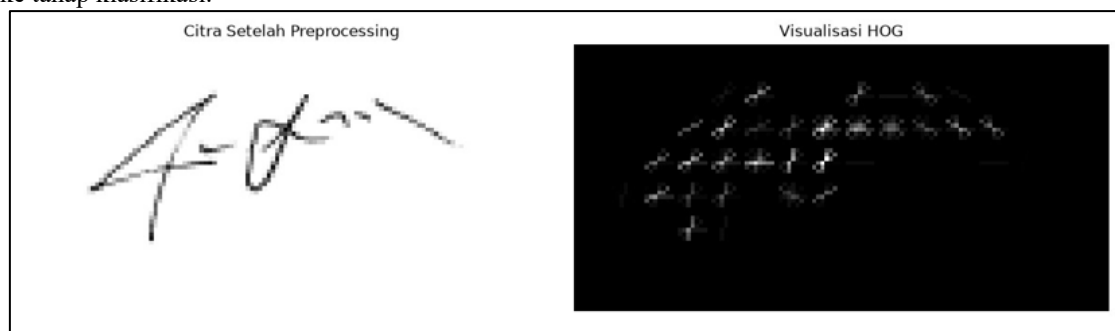
$$\theta = \arctan(G_y / G_x) \dots (2)$$

Parameter HOG yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter HOG yang Digunakan dalam Penelitian

Parameter	Nilai
Ukuran citra input	128 × 64 piksel
Pixels per cell	8 × 8 piksel
Cells per block	2 × 2 cell
Orientations (bin)	9 bin (0°–180°)
Block normalization	L2-Hys
Dimensi feature vector	3.780 fitur

Dengan konfigurasi tersebut, setiap citra tanda tangan menghasilkan feature vector dengan dimensi 3.780, yang menjadi representasi numerik karakteristik visual tanda tangan sebelum dimasukkan ke tahap klasifikasi.



Gambar 2. Visualisasi Ekstraksi Fitur Hog Dari Citra Tanda Tangan

Klasifikasi SVM

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin terawasi yang dikembangkan oleh Vapnik dan Cortes (1995) berdasarkan statistical learning theory. SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memaksimalkan margin antara dua kelas dalam ruang fitur berdimensi tinggi (Zulfikri dkk., 2019). Kernel yang digunakan dalam penelitian ini adalah Radial Basis Function (RBF):

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \dots (3)$$

Kernel RBF dipilih karena kemampuannya menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, yang sesuai dengan karakteristik feature vector HOG berdimensi tinggi.

Untuk memperoleh kombinasi hyperparameter optimal, digunakan metode Grid Search dengan 5-fold cross validation. Parameter yang dioptimasi meliputi nilai $C \in \{1, 10, 100\}$ dan nilai $\gamma \in \{\text{scale}, 0,001, 0,01\}$. Pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai F1-score tertinggi dari proses cross validation, sehingga keseimbangan antara precision dan recall dapat terjamin (Widodo & Harjoko, 2015).

Tabel 2. Konfigurasi Grid Search Cross Validation

Hyperparameter	Nilai yang Diuji	Keterangan
C (Regularisasi)	1, 10, 100	Trade-off margin vs. kesalahan
γ (Gamma)	scale, 0,001, 0,01	Jangkauan pengaruh data latih
Kernel	RBF	Fungsi kernel yang digunakan
Cross validation	5-fold	Pembagian data training
Scoring metric	F1-score	Dasar pemilihan model terbaik

Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan empat metrik standar klasifikasi biner, dengan kelas Forgery sebagai kelas positif:

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \dots (4)$$

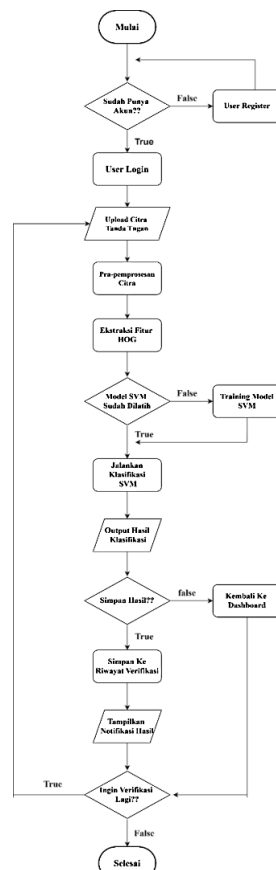
$$\text{Precision} = TP / (TP + FP) \dots (5)$$

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \dots (6)$$

$$\text{F1-score} = 2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) \dots (7)$$

Implementasi Sistem

Sistem verifikasi tanda tangan diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis web menggunakan bahasa pemrograman Python dengan framework Flask. Library utama yang digunakan meliputi OpenCV untuk pengolahan citra, Scikit-image untuk ekstraksi fitur HOG, Scikit-learn untuk model SVM, dan SQLite sebagai basis data riwayat verifikasi. Antarmuka web dikembangkan menggunakan HTML dan CSS, dan mencakup halaman login, dashboard, halaman verifikasi tanda tangan, serta halaman riwayat verifikasi.

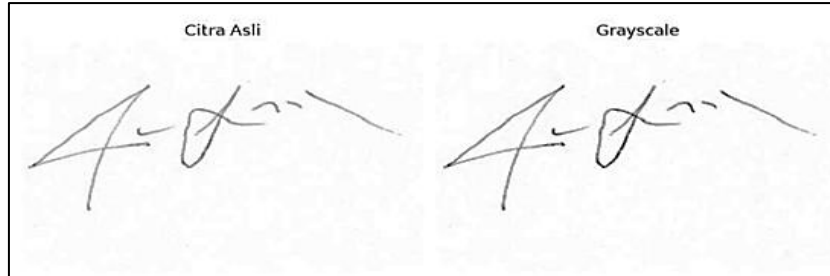


Gambar 3. Flowchart Alur Sistem Verifikasi Tanda Tangan

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pra-pemrosesan Citra

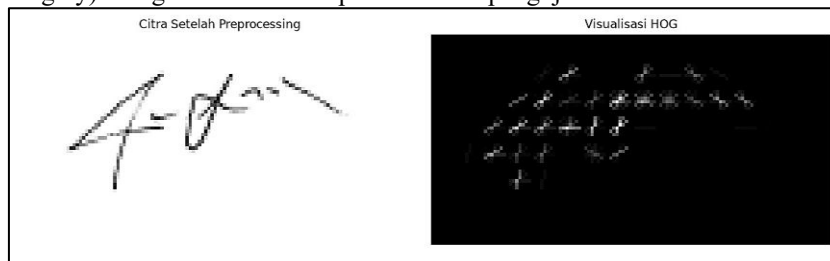
Tahapan pra-pemrosesan berhasil dijalankan secara otomatis terhadap seluruh 2.640 citra dataset CEDAR. Setiap citra melalui empat tahap secara berurutan: konversi grayscale menggunakan fungsi `cv2.cvtColor()` dengan parameter `COLOR_BGR2GRAY`, noise reduction menggunakan Gaussian kernel 5×5 dengan sigma otomatis, binarisasi adaptif menggunakan metode `THRESH_BINARY` dikombinasikan dengan `THRESH_OTSU`, serta penyeragaman ukuran menjadi 128×64 piksel dengan mempertahankan rasio aspek dan padding putih untuk area kosong.



Gambar 4. Contoh Hasil Setiap Tahap Pra-Pemrosesan

Hasil Ekstraksi Fitur HOG

Setelah pra-pemrosesan, ekstraksi fitur HOG diterapkan pada seluruh citra dengan parameter yang telah ditetapkan (Tabel 1). Setiap citra berhasil menghasilkan feature vector berdimensi 3.780 yang merepresentasikan karakteristik lokal tanda tangan berupa pola tepi, arah goresan, dan orientasi gradien pada berbagai posisi dalam citra. Feature vector ini kemudian digabungkan bersama label kelas (0 = Genuine, 1 = Forgery) sebagai dataset untuk pelatihan dan pengujian model SVM.



Gambar 5. Visualisasi Fitur Hog Dari Contoh Citra Tanda Tangan Genuine Dan Forgery

Hasil Pelatihan dan Optimasi Model SVM

Proses Grid Search dengan 5-fold cross validation berhasil mengidentifikasi kombinasi hyperparameter terbaik dari seluruh kombinasi yang diuji (3 nilai $C \times 3$ nilai $\gamma = 9$ kombinasi, masing-masing dievaluasi 5 kali = 45 iterasi evaluasi). Model SVM dengan kernel RBF menggunakan kombinasi hyperparameter optimal yang dipilih berdasarkan nilai F1-score tertinggi pada data validasi kemudian disimpan dalam file `svm_model_cedar.pkl` untuk diintegrasikan ke dalam sistem.

MEMBACA FEATURE VECTOR	
=====	
X_train :	(1980, 3780)
y_train :	(1980,)
X_test :	(660, 3780)
y_test :	(660,)
=====	
TRAINING SVM	
=====	
Mencari kombinasi parameter terbaik...	
Fitting 5 folds for each of 9 candidates, totalling 45 fits	
=====	
PARAMETER TERBAIK	
=====	
{ 'C': 1, 'gamma': 0.001, 'kernel': 'rbf' }	
Best CV F1-score : 0.6850	

HASIL EVALUASI	
=====	
Accuracy :	0.7500
Precision :	0.7434
Recall :	0.7636
F1-Score :	0.7534
=====	
CLASSIFICATION REPORT	
=====	
	precision recall f1-score support
Genuine	0.76 0.74 0.75 330
Forgery	0.74 0.76 0.75 330
accuracy	0.75 0.75 0.75 660
macro avg	0.75 0.75 0.75 660
weighted avg	0.75 0.75 0.75 660
=====	
CONFUSION MATRIX	
=====	
[[243 87]	
[78 252]]	

Gambar 6. Output Konsol Pelatihan Model Svm

Hasil Pengujian Model

Pengujian model dilakukan menggunakan 660 citra data testing yang terdiri dari 330 citra Genuine dan 330 citra Forgery data yang tidak digunakan sama sekali dalam proses pelatihan. Hasil metrik evaluasi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Metrik Evaluasi Model SVM pada Data Testing

No	Metrik Evaluasi	Nilai
1	Accuracy	75,00%
2	Precision	74,34%
3	Recall	76,36%
4	F1-score	75,34%

Model SVM memperoleh accuracy sebesar 75,00%, artinya dari 660 citra testing, sebanyak 495 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai precision 74,34% menunjukkan tingkat ketepatan model dalam menghasilkan prediksi kelas Forgery. Nilai recall 76,36% menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh citra yang sesungguhnya termasuk kelas Forgery. Nilai F1-score 75,34% merepresentasikan keseimbangan antara precision dan recall.

Hasil Analisis Confusion Matrix

Hasil confusion matrix secara rinci menunjukkan distribusi prediksi model terhadap label aktual dari 660 citra testing.

Tabel 4. Confusion Matrix Hasil Pengujian Model SVM

Aktual / Prediksi	Genuine (Prediksi)	Forgery (Prediksi)
Genuine (Aktual)	243 (TP*)	87 (FN*)
Forgery (Aktual)	78 (FP*)	252 (TN*)

*Catatan: TP, TN, FP, FN merujuk pada kelas Forgery sebagai kelas positif

Aktual / Prediksi	Genuine	Forgery
Genuine	243	87
Forgery	78	252

Gambar 7. Visualisasi Confusion Matrix Dalam Bentuk Heatmap

Sebanyak 243 citra Genuine diklasifikasikan dengan benar sebagai Genuine, dan 252 citra Forgery berhasil dikenali dengan benar sebagai Forgery. Kesalahan klasifikasi terjadi pada 87 citra Genuine yang diprediksi sebagai Forgery (False Negative) dan 78 citra Forgery yang diprediksi sebagai Genuine (False Positive). Total citra yang berhasil diklasifikasikan dengan benar adalah 495 dari 660 citra, konsisten dengan nilai accuracy 75,00%:

$$\text{Accuracy} = (243 + 252) / 660 \times 100\% = 495 / 660 \times 100\% = 75,00\%$$

Kesalahan klasifikasi yang terjadi dapat dijelaskan oleh sifat inherent dari jenis forgery yang digunakan dalam dataset CEDAR. Skilled forgery dibuat oleh pemalsu yang memiliki akses ke contoh tanda tangan asli dan berlatih secara intensif untuk menirunya (Saputra dkk., 2022), sehingga menghasilkan kemiripan visual yang sangat tinggi antara tanda tangan palsu dan asli. Kondisi ini menyebabkan feature vector HOG dari beberapa citra forgery memiliki distribusi yang sangat mirip dengan citra genuine, sehingga model SVM mengalami kesulitan dalam memisahkan kedua kelas tersebut secara sempurna.

Hasil Pengujian Fungsional Sistem

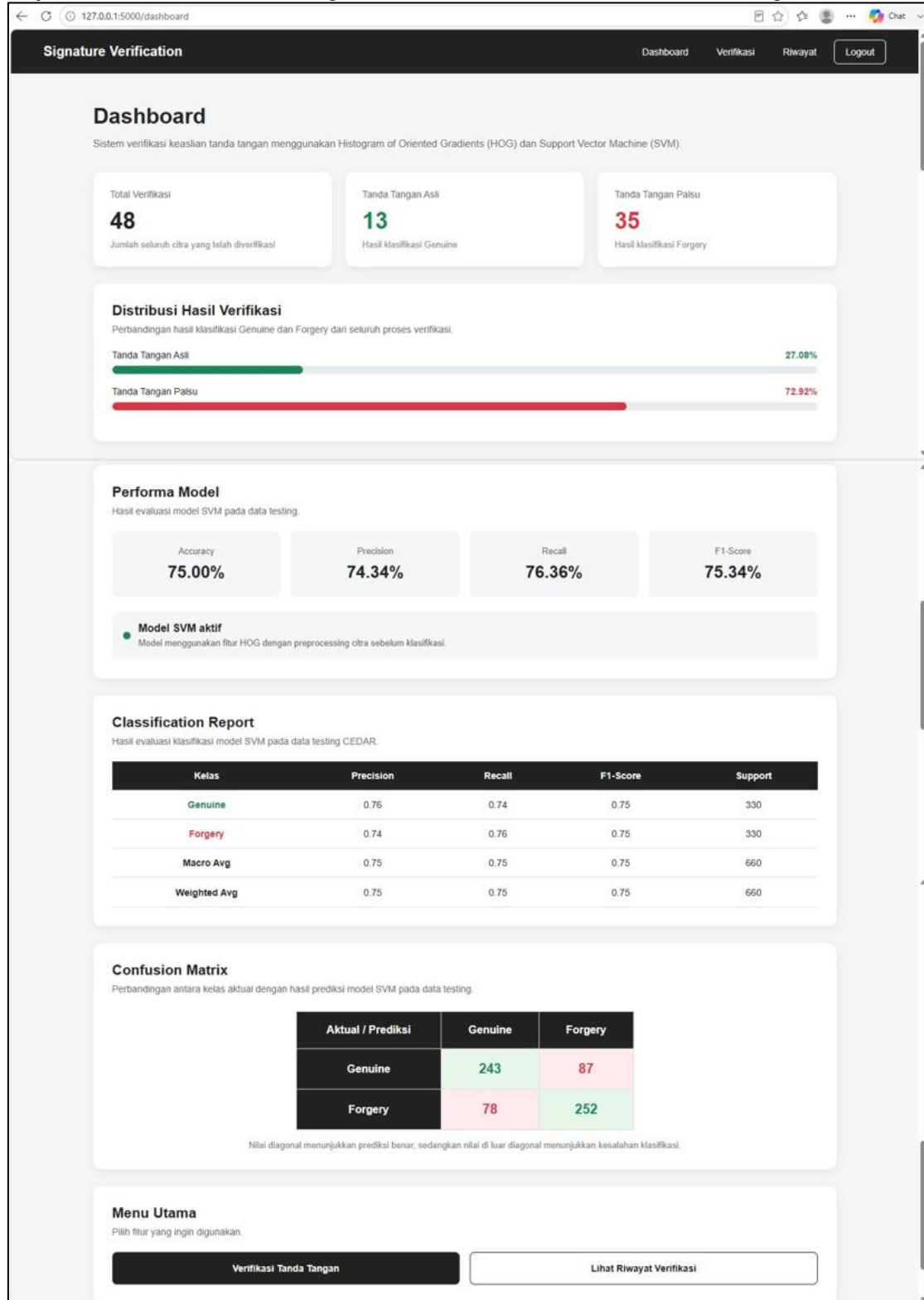
Pengujian fungsional dilakukan terhadap seluruh fitur aplikasi web. Tabel 5 merangkum hasil pengujian yang dilakukan secara manual dengan memberikan masukan pada setiap fitur dan mengamati keluarannya.

Tabel 5. Hasil Pengujian Fungsional Sistem

No	Fitur	Hasil yang Diharapkan	Status
1	Login valid	Pengguna berhasil masuk ke dashboard	Berhasil
2	Login tidak valid	Sistem menolak dan menampilkan pesan kesalahan	Berhasil
3	Upload citra	Citra berhasil diterima oleh sistem	Berhasil
4	Pra-pemrosesan	Citra melalui seluruh tahapan preprocessing	Berhasil

No	Fitur	Hasil yang Diharapkan	Status
5	Ekstraksi HOG	Fitur HOG berhasil diekstraksi	Berhasil
6	Klasifikasi SVM	Sistem menghasilkan prediksi Genuine/Forgery	Berhasil
7	Penyimpanan riwayat	Hasil tersimpan pada halaman riwayat	Berhasil
8	Detail verifikasi	Citra hasil setiap tahap pengolahan ditampilkan	Berhasil
9	Hapus riwayat	Data yang dipilih berhasil dihapus dari sistem	Berhasil

Seluruh 9 fitur utama yang diuji dinyatakan berhasil, membuktikan bahwa sistem dapat menjalankan alur verifikasi tanda tangan secara end-to-end melalui antarmuka web dengan baik.



Gambar 8. Tampilan Antarmuka Sistem

Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Untuk menempatkan hasil penelitian ini dalam konteks literatur yang lebih luas, Tabel 6 menyajikan perbandingan dengan penelitian sebelumnya yang relevan.

Tabel 6. Perbandingan Hasil Penelitian dengan Studi Terdahulu

Penelitian	Metode Ekstraksi Fitur	Klasifikasi	Dataset	Akurasi
Widodo & Harjoko (2015)	Pyramid HOG	SVM	CEDAR	~85%
Andani & Satya Nugraha (2020)	LBP + DCT	LVQ	Lokal	~80%
Kadek Nurcahyo Putra dkk. (2024)	HOG	KNN	Lokal	~78%
Marthatiyanda & Maliki (2024)	HOG	Smooth SVM	Lokal	~82%
Penelitian ini	HOG	SVM (RBF + Grid Search)	CEDAR	75,00%

Hasil accuracy 75,00% pada penelitian ini berada sedikit di bawah beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan dataset yang sama. Selisih ini dapat disebabkan oleh perbedaan konfigurasi fitur HOG, strategi pembagian data, dan parameter SVM. Penelitian Widodo dan Harjoko (2015) menggunakan variasi pyramid HOG yang mengekstraksi fitur pada berbagai skala resolusi, yang secara teori menghasilkan representasi lebih kaya. Hal ini mengindikasikan bahwa pengembangan lebih lanjut pada penelitian ini—seperti penambahan fitur komplementer atau penggunaan ensemble classifier—berpotensi meningkatkan performa sistem.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki nilai tambah yang tidak sepenuhnya tercermin dari angka akurasi semata, yaitu integrasi penuh ke dalam aplikasi web yang fungsional dan dapat dioperasikan secara langsung oleh pengguna non-teknis, sebuah aspek yang jarang dibahas secara menyeluruh dalam literatur terdahulu.

KESIMPULAN

Metode Histogram of Oriented Gradients (HOG) berhasil diterapkan untuk mengekstraksi fitur citra tanda tangan setelah melalui tahap pra-pemrosesan, menghasilkan feature vector berdimensi 3.780 yang merepresentasikan karakteristik visual secara objektif. Sistem verifikasi tanda tangan berbasis web yang dibangun mampu mengintegrasikan seluruh tahapan mulai dari penerimaan citra, pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, klasifikasi SVM, hingga penyimpanan riwayat verifikasi, dengan seluruh fungsi utama terbukti berjalan baik.

Pengujian menggunakan 660 citra data testing menunjukkan kinerja model SVM dengan accuracy 75,00%, precision 74,34%, recall 76,36%, dan F1-score 75,34%. Confusion matrix mencatat 495 citra terklasifikasi benar, membuktikan kombinasi HOG dan SVM dapat digunakan sebagai pendekatan forensik dokumen untuk membedakan tanda tangan asli dari *skilled forgery*, meskipun masih terdapat ruang pengembangan untuk peningkatan performa.

Untuk penelitian selanjutnya, sistem dapat ditingkatkan dengan menambahkan fitur lain seperti Local Binary Pattern (LBP) atau Gabor, serta membandingkan kinerja SVM dengan algoritma deep learning seperti CNN pada dataset yang sama. Selain itu, cakupan dataset perlu diperluas dengan variasi tanda tangan penutur asli Indonesia agar model lebih general, sekaligus meningkatkan akurasi dan keandalan sistem verifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Andani, M. W., & Satya Nugraha, G. (2020). Signature verification using feature of LBP and DCT with LVQ classifier. *JTIKA*, 2(2), 174–182. <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/>
- Anggraeni, D. T., & Wibawa, C. (2023). Perbaikan citra tanda tangan digital menggunakan metode Otsu thresholding dan Sauvola. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(3), 1–10. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2023103764>
- Dalal, N., & Triggs, B. (2005). Histograms of oriented gradients for human detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 886–893. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2005.177>
- Deswita Indriani, D. S., Juni Arta Sinaga, E., Oktavia, G., Syahputra, H., & Ramadhani, F. (2022). Identifikasi tanda tangan dengan menggunakan metode Convolution Neural Network (CNN). *Jurnal Sains Komputer dan Informatika*, 6(2), 547–557. <https://doi.org/10.30645/j-sakti.v6i2.498>

- Ginting, R., Saragih, M., & Purba, A. (2025). Penerapan unified modeling language dalam perancangan sistem informasi berbasis objek. *Jurnal Sistem Informasi*, 12(1), 45–58.
- Hafemann, L. G., Sabourin, R., & Oliveira, L. S. (2017). Learning features for offline handwritten signature verification using deep convolutional neural networks. *Pattern Recognition*, 70, 163–176. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.05.012>
- Harfiya, L. N., Wihandika, R. C., & Rahayudi, B. (2017). Ekstraksi fitur histogram of oriented gradient (HOG) untuk klasifikasi jenis penyakit daun padi. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(12), 1164–1172.
- Husna, L., & Novia Rizki, S. (2023). Pemanfaatan JST pengenalan keaslian pola tanda tangan untuk pencegahan tindakan pemalsuan tanda tangan. *Jurnal Informasi dan Teknologi*, 5(3), 150–157. <https://doi.org/10.60083/jidt.v5i3.390>
- Kadek Nurcahyo Putra, I., Putu Dita Ariani Sukma Dewi, N., Ngabe Mupu, D., & Ayu Pusparani, D. (2024). Identifikasi tanda tangan lansia dengan metode HOG dan K-Nearest Neighbors classifier. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, 10(1), 78–87.
- Marthatiyanda, O., & Maliki, I. (2024). Pengenalan tanda tangan menggunakan Histogram of Oriented Gradients dan Smooth Support Vector Machine. *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(1), 45–54. <https://doi.org/10.36499/jinrpl.v6i1.8501>
- Riadi, I., & Ruslan, T. (2023). Analisis forensik digital pada WhatsApp dan Facebook menggunakan metode NIST. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(1), 123–132. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2023101554>
- Safarudin, M., & Lionnie, R. (2025). Verifikasi tanda tangan menggunakan model BiT-M-R50x1 dan support vector machine (SVM). *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 13(1), 45–53. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2025.17842>
- Saputra, R., Hidayat, T., & Nugroho, A. (2022). Pemalsuan tanda tangan: Kategori, karakteristik, dan metode deteksi. *Jurnal Forensik Digital Indonesia*, 4(1), 33–41.
- Vapnik, V., & Cortes, C. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- Widodo, A. P., & Harjoko, A. (2015). Verifikasi tanda tangan menggunakan pyramid histogram of oriented gradient dan support vector machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(1), 1–10.
- Zafania, P., Kurnia Saputra, H., & Novaliendry, D. (2025). Penerapan sistem pendeteksian pemalsuan tanda tangan berbasis Optical Character Recognition (OCR) dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Teknologi Informasi dan Pendidikan*, 18(1), 88–97. <https://doi.org/10.24036/tip.v18i1.726>
- Zulfikri, M., Hidayat, R., & Kurniawan, A. (2019). Klasifikasi tanda tangan menggunakan support vector machine dengan kernel radial basis function. *Jurnal Ilmu Komputer*, 7(2), 55–63.