

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

2.1 Penelitian Terkait

Dalam penelitian ini juga menggunakan beberapa penelitian terdahulu yang digunakan sebagai referensi fondasi dari penelitian yang akan dilakukan. Tinjauan pustaka ini berfungsi untuk mengulas, menganalisis, mengevaluasi, dan mensintesis penelitian-penelitian yang sudah ada sebelumnya yang relevan dengan topik penelitian yang akan dilaksanakan mengenai pengenalan tanda tangan digital.

Penelitian oleh Rahmat Pujiyanto dkk, membahas pengembangan sistem identifikasi tanda tangan berbasis pengolahan citra digital untuk membantu mendeteksi keaslian tanda tangan pada dokumen, khususnya lembar pengesahan skripsi. Sistem dibangun melalui beberapa tahapan, yaitu akuisisi citra tanda tangan, pra-pemrosesan untuk mengurangi *noise*, ekstraksi ciri menggunakan *Filter Gabor* untuk tekstur, HSV untuk informasi warna, serta GLCM untuk karakteristik statistik, kemudian dilanjutkan proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine*. Data dibagi menjadi data latih dan data uji agar performa model dapat dievaluasi secara objektif, dan hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, sehingga pendekatan kombinasi ekstraksi fitur dan SVM dinilai efektif dalam mengenali pola tanda tangan, meskipun kesalahan masih dapat terjadi pada tanda tangan yang memiliki kemiripan bentuk (Pujiyanto, Lestari and Septiani, 2021).

Penelitian selanjutnya oleh Maura Widyaningsih dkk, membahas penerapan pengolahan citra untuk mengenali bentuk jari pada metode pembelajaran jarimatika. Proses yang digunakan meliputi *preprocessing* citra (*Gaussian blur, resize, dan grayscale*), segmentasi dengan deteksi tepi Canny, penebalan citra menggunakan dilasi, serta deteksi kontur. Ciri bentuk jari kemudian diekstraksi menggunakan Momen Hu untuk merepresentasikan pola bentuk jari secara numerik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa deteksi tepi Canny dan kontur mampu menampilkan bentuk jari dengan jelas, sementara Momen Hu dapat memberikan informasi ciri yang berguna untuk membedakan pola jarimatika. Sistem ini dinilai berpotensi dikembangkan lebih lanjut sebagai dasar pembelajaran dan pengenalan pola jarimatika berbasis *machine learning* (Widyaningsih and Hendartie, 2022).

Penelitian selanjutnya oleh Sri Ayu Rosiva dkk. membahas penerapan metode GLCM untuk mengekstraksi ciri tekstur citra daun tumbuhan sebagai dasar identifikasi objek. Penelitian dilakukan melalui tahapan pengumpulan dan akuisisi citra daun, praproses citra berupa *resize* dan konversi dari RGB ke *grayscale*, kemudian ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM pada sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°. Fitur yang dihasilkan meliputi *entropy, energy, homogeneity, dan contrast*, yang mampu merepresentasikan karakteristik tekstur daun dengan baik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa seluruh citra daun berhasil diekstraksi cirinya dan disimpan dalam basis data, sehingga dapat digunakan pada penelitian lanjutan untuk proses klasifikasi atau identifikasi menggunakan metode

kecerdasan buatan seperti jaringan saraf tiruan atau *naïve bayes* (Rosiva *et al.*, 2023).

Penelitian selanjutnya Putri Zavania dkk, penelitian dalam Penerapan Sistem Pendeteksian Pemalsuan Tanda Tangan Berbasis OCR dan SVM mengembangkan sistem otomatis untuk mendeteksi keaslian tanda tangan pada dokumen resmi dengan menggabungkan teknologi *Optical Character Recognition* (OCR) dan metode klasifikasi *Support Vector Machine*. Dataset terdiri dari tanda tangan asli dan palsu dipindai dari dokumen fisik, kemudian area tanda tangan dideteksi menggunakan OCR dan fitur citra diekstraksi menggunakan *Histogram of Oriented Gradients* sebelum diklasifikasikan oleh SVM dengan kernel RBF. Sistem dibangun menggunakan pendekatan *prototyping* dan diuji melalui *integration testing*, serta diimplementasikan berbasis web sehingga pengguna dapat mengunggah dokumen dan memperoleh hasil verifikasi secara langsung. Hasil evaluasi menunjukkan model mampu membedakan tanda tangan asli dan palsu dengan tingkat akurasi tinggi serta seluruh modul sistem berjalan terintegrasi dengan baik, sehingga solusi ini dinilai efektif dan efisien untuk membantu proses validasi dokumen secara otomatis (Zafania, Saputra and Novaliendry, 2025).

Penelitian yang terakhir oleh Gunawan dkk, penelitiannya berfokus pada perancangan aplikasi untuk mengenali pola tanda tangan sebagai bentuk autentikasi identitas dengan memanfaatkan metode klasifikasi *Support Vector Machine*. Studi ini menekankan bahwa proses identifikasi manual memiliki keterbatasan ketelitian sehingga diperlukan sistem otomatis yang mampu

menganalisis karakteristik tanda tangan secara lebih objektif. Sistem dirancang menggunakan pengolahan citra dan implementasi SVM untuk memisahkan kelas tanda tangan berdasarkan *hyperplane* terbaik, kemudian diintegrasikan dalam antarmuka aplikasi berbasis Matlab agar pengguna dapat melakukan pengujian pola tanda tangan dengan mudah. Hasil perancangan menunjukkan aplikasi mampu membantu proses deteksi dan pengenalan pemilik tanda tangan secara efektif serta dinilai layak digunakan sebagai alat bantu verifikasi identitas berbasis biometrik (Reswan and Gunawan, 2021).

Dalam penelitian ini metode penelitian tinjauan pustaka menggunakan *systematic literature review* (SLR) yang merupakan metode untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan menginterpretasi semua penelitian yang relevan terkait topik atau pertanyaan penelitian tertentu (Hajar *et al.*, 2025). Berbeda dengan tinjauan pustaka tradisional yang bisa bersifat umum, SLR dilakukan secara sistematis, terstruktur, dan berulang dengan menggunakan protokol atau langkah-langkah yang jelas (Maelasari and Lusiana, 2025). Dari tinjauan pustaka terdapat 5 jurnal yang dijadikan rujukan dalam penelitian ini serta ditambahkan referensi lain yang berkaitan dengan tanda tangan dan metode yang digunakan.

Tabel 2.1 Tabel *Systematic Literature Review* (SLR)

No	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Fitur yang Digunakan	Hasil dan Kesimpulan
1	(Pujianto, Lestari and Septiani, 2021)	Pengolahan Citra dan SVM dalam Pengenalan Pola Tanda Tangan	Gabor Filter, HSV, GLCM	Sistem mampu mengenali pola tanda tangan dengan akurasi sangat tinggi sehingga metode kombinasi ekstraksi fitur dan SVM efektif untuk identifikasi keaslian tanda tangan.
2	(Widyani ngsih and	Image Processing Bentuk Jarimatika	Hu Moment	Deteksi tepi dan kontur berhasil merepresentasikan bentuk jari dengan

No	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Fitur yang Digunakan	Hasil dan Kesimpulan
	Hendartie, (2022)	dengan Deteksi Canny dan Ekstraksi Moment Hu		baik dan dapat digunakan sebagai dasar sistem pembelajaran jarimatika
3	(Rosiva <i>et al.</i> , 2023)	Ekstraksi Fitur Citra Berdasarkan Tekstur dengan GLCM	Entropy, Energy, Homogeneity, Contrast	Fitur tekstur GLCM mampu merepresentasikan karakteristik citra daun dan dapat digunakan untuk proses klasifikasi lanjutan
4	(Zafania, Saputra and Novalien dry, 2025)	Penerapan Sistem Pendeteksian Pemalsuan Tanda Tangan Berbasis OCR dan SVM	Deviasi standar, skewness, Histogram of Oriented Gradients (HOG)	Metode zoning vertikal memberikan hasil Integrasi OCR dan SVM terbukti efektif untuk membedakan tanda tangan asli dan palsu dengan akurasi tinggi serta sistem berjalan baik secara terintegrasi.
5	(Reswan and Gunawan , 2021)	Desain Aplikasi Pengenalan Pola Tanda Tangan Menggunakan Metode SVM	Zoning / fitur bentuk tanda tangan	Aplikasi mampu membantu proses identifikasi pemilik tanda tangan dan dinilai layak digunakan sebagai alat bantu verifikasi biometrik.
6	(Putra <i>et al.</i> , 2024)	Identifikasi Tanda Tangan Lansia dengan Metode HOG dan K-NN	Histogram of Oriented Gradients	Akurasi tertinggi mencapai 98,6%, menunjukkan HOG efektif menangkap pola khas tanda tangan
7.	(Syahrin, Puspita and N.A, 2025)	Analisis Geometri pada Pengolahan Citra Digital untuk Pengeditan dan Kualitas Gambar Menggunakan MATLAB	Transformasi geometri (rotasi, skala, refleksi)	Metode geometri mampu meningkatkan kualitas visual dan struktur citra secara efisien
8.	(Hidayati <i>et al.</i> , 2023)	Ekstraksi Fitur dengan Color Histogram dan Random Forest pada Citra Kupu-Kupu	Color histogram, Haralick, Hu Moment	Kombinasi fitur menghasilkan akurasi 75% dan meningkatkan performa klasifikasi
9.	(Sulistya ningrum <i>et al.</i> , 2020)	Vehicle Detection Using HOG and Real AdaBoost	Histogram of Oriented Gradients	Metode efektif untuk deteksi objek kendaraan pada sistem pemantauan lalu lintas
10.	(Pawenin g, Shudiq and Wahyuni , 2020)	Klasifikasi Kualitas Jeruk Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Menggunakan K-NN	Fitur bentuk dan tekstur	Akurasi tertinggi mencapai 93,33% sehingga metode K-NN dinilai baik untuk klasifikasi citra
11.	(Bhattara i <i>et al.</i> , 2023)	Histogram of Oriented Gradients Meet Deep Learning for Medical Image Segmentation	HOG sebagai pseudo-label	Integrasi HOG dengan jaringan segmentasi meningkatkan performa dan generalisasi model
12.	(Xie <i>et al.</i> , 2020)	Combination of Dominant Color Descriptor and Hu	Dominant Color + Hu Moment	Kombinasi fitur warna dan bentuk meningkatkan akurasi pencarian citra

No	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Fitur yang Digunakan	Hasil dan Kesimpulan
		Moments for Image Retrieval		
13.	(Kurniawan, Soemarto and Yahya, 2021)	Evaluasi Hu Moment Invariants untuk Pengenalan Aktivitas Manusia	Hu Moment, HOG, Zernike	Hu Moment menunjukkan performa akurasi dan efisiensi komputasi yang baik
14.	(Gunadarma, Ratri and Wardani, 1858)	Penerapan HOG, PCA dan AdaBoost untuk Pengenalan Wajah	Histogram gradien	Kombinasi metode menghasilkan akurasi pengenalan wajah hingga 96%
15.	(Ghaffari et al., 2020)	<i>Vehicle Detection Using HOG and Real AdaBoost</i>	Histogram gradien	HOG efektif dalam deteksi objek kendaraan pada sistem pemantauan
16.	(Waluyo Poetro et al., 2024)	<i>Advancements in Agricultural Automation: SVM Classifier with Hu Moments for Vegetable Identification</i>	Canny Edge Detection, Hu Moments	Rata-rata akurasi 53%, precision 45%, recall 53%, F1-score 41%. SVM mampu mengklasifikasi sayuran namun performa masih moderat dan perlu optimasi fitur.
17.	(Hayatou Oumarou and Rismayanti, 2024)	<i>Automated Classification of Empon Plants: A Comparative Study Using Hu Moments and K-NN Algorithm</i>	Canny Edge Detection, Hu Moments	Rata-rata akurasi 59%. Metode cukup efektif untuk klasifikasi tanaman empon, tetapi terdapat variasi performa antar fold.
18.	(Abdulla, Ali and Ibrahim, 2020)	<i>Extract the Similar Images Using the Grey Level Co-Occurrence Matrix and the Hu Invariants Moments</i>	GLCM dan Hu Invariant Moments	GLCM menghasilkan performa lebih baik dibanding Hu Moments dalam sistem pencarian citra berdasarkan precision, recall, accuracy, MSE dan SSIM.
19.	(Riska, 2024)	<i>Analysing Musculoskeletal Bone Fractures Using Decision Trees: A Deep Learning Approach with Canny Segmentation and Hu Moments Feature Extraction</i>	Canny Edge Detection, Hu Moments	Rata-rata akurasi 72.10%, precision 72.91%, recall 72.13%, F1-score 72.50%. Model cukup baik untuk deteksi fraktur dan berpotensi membantu radiolog.
20.	(Siti Khotimatul Wildah et al., 2021)	<i>Pengenalan Wajah Menggunakan Pembelajaran Mesin Berdasarkan Ekstraksi Fitur pada Gambar Wajah</i>	Hu-Moment, HOG, Haralick	Kombinasi fitur Hu-Moment, HOG, dan Haralick dengan LDA menghasilkan akurasi tertinggi 79,71%. Kombinasi fitur meningkatkan performa klasifikasi wajah.

No	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Fitur yang Digunakan	Hasil dan Kesimpulan
<i>Berkualitas Rendah</i>				
21.	(Meiriya ma, Devella and mareza adelfi, 2015)	<i>Klasifikasi Daun Herbal Berdasarkan Fitur Bentuk dan Tekstur Menggunakan KNN</i>	HOG dan LBP	Akurasi HOG+KNN sebesar 92,67%, LBP+KNN 88,67%, kombinasi HOG+LBP 92,67%. Kombinasi fitur tidak meningkatkan akurasi secara signifikan.
22.	(Hidayat, Herlina and Nurul, 2024)	<i>Penerapan Model Support Vector Machine Pada Kasus Klasifikasi Teks Berdasarkan Tujuan SDGs</i>	TF-IDF	Akurasi 98,08%, precision 98,09%, recall 98,08%, F1-score 98,07%. SVM sangat efektif untuk klasifikasi teks berbasis SDGs.
23.	(Ewen Hokijulia ndy, Herlina Napitupulu, 2023)	<i>Analisis Sentimen Menggunakan Metode Klasifikasi SVM dan Seleksi Fitur Chi-Square</i>	TF-IDF + Chi-Square	Seleksi fitur Chi-Square meningkatkan performa model. Terjadi peningkatan akurasi dibanding tanpa seleksi fitur.
24.	(Utama and Rudiawan Jamzuri, 2025)	<i>Performance Comparison of SVM and kNN in Verifying Material Orientation</i>	Ekstraksi fitur Inception V3 (CNN embedding)	SVM memperoleh akurasi 1.0 (100%), kNN 0.967. SVM lebih akurat, namun kNN lebih cepat secara komputasi.
25.	(Danis Rifa Nurqotimah, Naseh Khudori and Siwi Pradini, 2024)	<i>Implementasi Algoritma SVM Untuk Klasifikasi Penyakit Stroke</i>	Data klinis (normalisasi fitur)	Akurasi 94,8%. Model sangat baik dan dapat digunakan sebagai alat bantu diagnosis stroke.
26.	(Merdiryani and Rahmatulloh, 2025)	<i>Performance Analysis of SVM Kernels in Sentiment Classification on Indonesian Local Skincare Dataset</i>	TF-IDF	Kernel RBF memperoleh akurasi tertinggi 74,78%, diikuti Linear 74,51% dan Polynomial 74,10%. RBF unggul pada sentimen positif, namun semua kernel masih kesulitan pada kelas tidak seimbang (netral & negatif).
27.	(Andre Julio Sumurung Marbun, Heriyanto, 2024)	<i>Implementation of MFCC as Feature Extraction Method on Speech Audio Data</i>	MFCC (24 & 13 cepstral coefficients), statistik mean, min, max, std	Akurasi terbaik pria 85,71% dan wanita 92,21%. Parameter tuning (pre-emphasis 0,95; 24 mel filter) sangat mempengaruhi performa klasifikasi emosi.
28.	(Fabiyanto and Rianto, 2024)	<i>Classification of Indonesian Tale Categories using</i>	FastText word embedding	Akurasi 85%, precision 85%, recall 85%, F1-score 86%. Kombinasi FastText dan SVM efektif untuk

No	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Fitur yang Digunakan	Hasil dan Kesimpulan
		2024)	<i>SVM and FastText Feature Extraction</i>	klasifikasi teks multi-kategori.
29.	(Nawasta, Cahyana and Heriyanto, 2023)	<i>Implementation of MFCC using K-Nearest Neighbor for Emotion Detection Based on Voice Intonation</i>	MFCC + statistik dasar + MinMax Scaler	Akurasi pria 88,8% (good fit), wanita 92,5% namun terjadi overfitting. Dataset kecil menyebabkan generalisasi kurang baik.
30.	(Fadlullah, Winarno and Naufal, 2025)	<i>Integrasi Convolutional Autoencoder dengan SVM untuk Klasifikasi Varietas Almond</i>	Fitur laten dari CAE (deep feature extraction)	Akurasi 97% (train-test 85:15), meningkat signifikan dibanding SVM konvensional (48%). Integrasi CAE-SVM sangat efektif untuk klasifikasi citra pertanian.
31.	(Noprianto <i>et al.</i> , 2024)	Indoor Position System Berbasis Internet of Things dan Support Vector Machine	Received Signal Strength Indicator (RSSI) dari Access Point WiFi	Model SVM menghasilkan akurasi 79% dalam mengklasifikasikan lokasi ruangan (LIG2 dan LPY4). Sistem mampu mendeteksi posisi berbasis kekuatan sinyal WiFi secara cukup akurat, namun masih terbatas pada jumlah dataset dan perangkat yang digunakan.
32.	(Hapsari and Yuadi, 2025)	Ratih Addina Hapsari & Imam Yuadi (2025)	Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM); evaluasi AUC, Accuracy, Precision, Recall, F1-score, MCC; visualisasi t-SNE	Deep feature embedding dari Inception V3, VGG16, dan VGG19
33.	(Azli <i>et al.</i> , 2025)	Segmentasi Citra Daun Tomat untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Menggunakan Support Vector Machine (SVM)	Fitur warna dan/atau tekstur hasil segmentasi citra (misalnya RGB/HSV dan statistik tekstur)	Metode segmentasi berhasil memisahkan objek daun dari latar belakang sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi. SVM mampu mengklasifikasikan jenis penyakit daun tomat dengan performa yang baik. Hasil menunjukkan bahwa kombinasi segmentasi citra dan SVM efektif untuk deteksi penyakit tanaman berbasis citra.
34.	(Hardiman, 2025)	Studi Perbandingan Metode CNN-MLP dan CNN-SVM untuk Pengenalan Pola Aksara Ulu Banyuasin	Fitur deep feature hasil ekstraksi VGG16 ($7 \times 7 \times 512 = 25.088$ fitur per citra)	Model VGG16-MLP memperoleh akurasi 93%, sedangkan VGG16-SVM mencapai 99%. CNN-SVM lebih unggul dalam menangani fitur berdimensi tinggi dan pemisahan kelas non-linear. Meskipun terdapat indikasi overfitting ringan, kombinasi CNN-

No	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Fitur yang Digunakan	Hasil dan Kesimpulan
				SVM terbukti paling efektif untuk klasifikasi aksara Ulu Banyuasin.
35.	(Firgiawan <i>et al.</i> , 2025)	Analisis Perbandingan Algoritma Random Forest, SVM, dan Logistic Regression untuk Menentukan Model Terbaik Prediksi Penyakit Diabetes	Fitur klinis seperti kadar glukosa, tekanan darah, BMI, usia, insulin, dan parameter medis lainnya	Random Forest menunjukkan performa terbaik dibandingkan SVM dan Logistic Regression dalam hal akurasi dan stabilitas prediksi. Ensemble learning pada Random Forest mampu menangani kompleksitas data medis dengan lebih baik.
36.	(Yohanes <i>et al.</i> , 2023)	Klasifikasi Motif Songket Palembang menggunakan Support Vector Machine berdasarkan Histogram of Oriented Gradients	Histogram of Oriented Gradients (HOG)	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM dengan fitur HOG mampu mengklasifikasikan motif songket dengan tingkat akurasi yang tinggi. Ekstraksi fitur HOG efektif dalam menangkap pola tekstur dan arah gradien motif sehingga meningkatkan performa klasifikasi. Metode ini dinilai cukup baik untuk pengenalan pola motif tradisional berbasis citra digital.
37.	(Widyanto, Kusriani and Kusniawi, 2023)	Pengaruh Keseimbangan Data terhadap Akurasi Model Support Vector Machine pada Data Set Donor Darah	Recency, Frequency, Monetary, Time (RFMTC)	Data dengan rasio tidak seimbang (1:3) menghasilkan akurasi 76,7% namun recall kelas minoritas sangat rendah (2,8%). Setelah dilakukan balancing menggunakan SMOTE (rasio 1:1), model menunjukkan peningkatan performa prediksi pada simulasi uji dengan akurasi 93,2% dan AUC 0,8606. Disimpulkan bahwa keseimbangan data berpengaruh signifikan terhadap performa klasifikasi SVM, khususnya pada peningkatan recall kelas minoritas.
38.	(Leidiyana and Warta, 2022)	Implementasi Metode SVM untuk Klasifikasi Bunga dengan Ekstraksi Fitur HOG	Histogram of Oriented Gradients (HOG)	Dataset homogen menghasilkan akurasi 100% tanpa HOG, sedangkan dataset heterogen meningkat menjadi 64% dengan HOG. Efektivitas fitur bergantung pada karakteristik data.
39.	(Mawaddah and Suciati, 2020)	Klasifikasi Citra Menggunakan Support Vector Machine (SVM) dengan Ekstraksi Fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG)	Histogram of Oriented Gradients (HOG)	Penelitian menunjukkan bahwa penggunaan fitur HOG mampu merepresentasikan pola tepi dan arah gradien secara efektif sehingga meningkatkan performa klasifikasi menggunakan SVM. Model menghasilkan akurasi yang baik dan stabil, sehingga metode HOG-SVM dinilai efektif untuk sistem pengenalan pola berbasis citra.
40.	(M and Azizah,	Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan	Histogram of Oriented	Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi HOG + SVM kernel Linear

No	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Fitur yang Digunakan	Hasil dan Kesimpulan
	2022)	Ekstraksi Fitur HOG dan Support Vector Machine	Gradients (HOG) dan grayscale	menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 91%, lebih baik dibandingkan grayscale maupun kernel RBF. Disimpulkan bahwa fitur HOG efektif dalam merepresentasikan pola tepi dan struktur tumor pada citra MRI sehingga meningkatkan performa klasifikasi SVM.
41.	(Shafira and Utaminin grum, 2020)	Implementasi Histogram of Oriented Gradients dengan Support Vector Machine dalam Rancang Bangun Tempat Sampah Kantor Otomatis	Histogram of Oriented Gradients (HOG)	Sistem mampu mengklasifikasikan tiga jenis sampah dengan rata-rata akurasi 96,88% (terbaik pada botol kaleng). Waktu komputasi rata-rata 3,435 detik (botol plastik), 3,496 detik (kaleng), dan 2,529 detik (kertas). Sensor infrared proximity berhasil mendeteksi kepenuhan tempat sampah dengan akurasi 100%. Disimpulkan bahwa kombinasi HOG + SVM efektif untuk sistem klasifikasi objek berbasis citra real-time.
42.	(Ariffadilah <i>et al.</i> , 2026)	Komparasi Metode SVM dan BiLSTM pada Klasifikasi Sentimen Aplikasi Play Store dengan Teknik Hybrid Imbalance Handling	Fitur teks berbasis TF-IDF (untuk SVM) dan word embedding (untuk BiLSTM)	Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan teknik hybrid imbalance handling mampu meningkatkan performa klasifikasi pada dataset tidak seimbang. Model BiLSTM menghasilkan performa lebih baik dibandingkan SVM dalam menangkap konteks kalimat, namun SVM tetap menunjukkan stabilitas dan efisiensi komputasi yang baik.
43.	(Abdurrahman, 2023)	Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Algoritma SVM dengan Kernel RBF, Linier, dan Sigmoid	30 fitur numerik karakteristik sel kanker (radius, texture, perimeter, area, smoothness, concavity, symmetry, dll.)	Kernel Linier memberikan performa terbaik dengan akurasi 99% (TP=89, TN=52, FP=0, FN=2), diikuti kernel RBF dengan akurasi 92%, dan kernel Sigmoid 41%. Disimpulkan bahwa pemilihan kernel sangat mempengaruhi performa klasifikasi SVM, dan kernel linier paling optimal untuk dataset ini.
44.	(M. F, J.D and Agustin, 2024)	Implementasi Support Vector Machine (SVM) pada Klasifikasi Jenis Tanah Memanfaatkan Fitur RGB	Fitur warna RGB (Red, Green, Blue) yang diekstraksi dari citra tanah	Penelitian menunjukkan bahwa fitur RGB mampu merepresentasikan karakteristik warna tanah secara efektif untuk proses klasifikasi. Metode SVM berhasil mengklasifikasikan beberapa jenis tanah dengan tingkat akurasi yang baik. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa kombinasi fitur RGB dan SVM dapat digunakan sebagai pendekatan

No	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Fitur yang Digunakan	Hasil dan Kesimpulan
				yang efisien untuk identifikasi jenis tanah berbasis citra digital.
45.	(Farida and Bahri, 2024)	Klasifikasi Gagal Jantung Menggunakan Metode SVM (Support Vector Machine)	11 fitur klinis: Age, Sex, Chest Pain Type, Resting BP, Cholesterol, Fasting BS, Resting ECG, Max HR, Exercise Angina, Oldpeak, ST Slope	Kernel linear memberikan performa terbaik dengan akurasi tertinggi 86,92%. Pada pengujian terbaik (cost=100) diperoleh akurasi 86,41%, presisi 88,68%, recall 87,85%, dan F1-score 88,26%. Confusion matrix menunjukkan TP=65, TN=94, FP=12, FN=13. Disimpulkan bahwa SVM cukup efektif untuk klasifikasi gagal jantung dan pemilihan kernel sangat mempengaruhi performa model.
46.	(Purnomo <i>et al.</i> , 2024)	Analisis Prediksi Banjir di Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Random Forest	Fitur numerik: tahun, bulan, provinsi (encoding numerik), kategori penyebab (hujan lebat, luapan sungai, drainase buruk, dll.), hasil preprocessing dan undersampling	Hasil menunjukkan SVM memperoleh akurasi 99,5%, sedangkan Random Forest memperoleh akurasi 99,6% dengan nilai RMSE terbaik 3,853. Random Forest dinilai lebih optimal dalam prediksi kejadian banjir 2024–2026. Provinsi dengan prediksi tertinggi antara lain Aceh, Sumatera Utara, Jawa Barat, dan Jawa Tengah.

Dalam penyusunan tinjauan pustaka ini, proses pengumpulan literatur dilakukan secara sistematis menggunakan pendekatan *Systematic Literature Review* (SLR). Pencarian literatur dilakukan melalui beberapa basis data ilmiah, antara lain Google Scholar, Semantic Scholar, serta portal jurnal nasional seperti Garuda dan SINTA. Rentang tahun publikasi dibatasi pada periode 2020–2026 dengan tujuan memastikan bahwa metode dan teknik yang dikaji merupakan perkembangan terkini di bidang pengenalan pola dan pengolahan citra. Tinjauan pustaka ini juga dilakukan melalui kajian terhadap sejumlah jurnal dan artikel

ilmiah yang relevan dengan topik penelitian. Dari proses seleksi literatur yang dilakukan, terdapat beberapa artikel yang dijadikan rujukan penting karena secara langsung berkaitan dengan metode yang digunakan, yaitu ekstraksi fitur geometris, HOG, Hu Moment, dan klasifikasi menggunakan SVM dalam sistem pengenalan tanda tangan digital. Selain itu, terdapat beberapa referensi pendukung lain yang memperkuat landasan teori dan konteks penelitian.

Pemilihan literatur dilakukan berdasarkan beberapa kriteria, yaitu relevansi metode ekstraksi fitur terhadap citra tanda tangan atau citra biometrik sejenis, penggunaan algoritma SVM sebagai metode klasifikasi, dan ketersediaan data hasil pengujian berupa metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score*. Jurnal yang tidak memenuhi kriteria tersebut dijadikan sebagai referensi pendukung untuk memperluas pemahaman terhadap metode yang digunakan.

Beberapa penelitian yang relevan yaitu Pujianto, Lestari, dan Septiani (2021) melakukan penelitian pengenalan pola tanda tangan menggunakan kombinasi pengolahan citra dan SVM. Penelitian tersebut membuktikan bahwa kombinasi metode ekstraksi fitur berbasis citra dengan klasifikasi SVM mampu menghasilkan akurasi yang sangat tinggi dalam mengidentifikasi keaslian tanda tangan. Hasil ini menjadi landasan utama penelitian ini dalam memilih SVM sebagai metode klasifikasi.

Zafania, Saputra, dan Novaliendry (2025) menerapkan sistem pendeteksian pemalsuan tanda tangan berbasis fitur geometri, OCR, dan SVM dengan kernel RBF. Penelitian tersebut menggunakan fitur deviasi standar,

skewness, dan HOG, dan hasilnya menunjukkan bahwa integrasi fitur geometris dan HOG terbukti efektif untuk membedakan tanda tangan asli dan palsu. Penelitian ini menjadi rujukan penting dalam pemilihan kombinasi fitur geometris dan HOG pada penelitian yang sedang dikembangkan.

Putra et al. (2024) membuktikan bahwa metode HOG sangat efektif dalam menangkap pola khas tanda tangan dengan akurasi tertinggi mencapai 98,6% menggunakan K-NN. Sementara itu, Reswan dan Gunawan (2021) mengembangkan aplikasi pengenalan pola tanda tangan menggunakan SVM berbasis fitur zoning yang dinilai layak sebagai alat bantu verifikasi biometrik. Kedua penelitian ini memperkuat alasan penggunaan HOG sebagai salah satu komponen utama ekstraksi fitur dalam penelitian ini.

Widyaningsih dan Hendartie (2022) menunjukkan bahwa Hu Moment mampu merepresentasikan bentuk objek citra secara efektif melalui deteksi tepi dan kontur. Penelitian ini menjadi dasar pemilihan Hu Moment sebagai komponen ekstraksi fitur berbasis bentuk dalam sistem yang dikembangkan. Selain itu, beberapa penelitian pendukung seperti Kurniawan, Soemarto, dan Yahya (2021) serta Xie et al. (2020) juga memvalidasi bahwa Hu Moment memiliki performa akurasi dan efisiensi komputasi yang baik ketika dikombinasikan dengan metode klasifikasi lain.

Berdasarkan hasil kajian terhadap seluruh literatur yang tertuang dalam Tabel 2.1 di atas, dapat ditarik beberapa kesimpulan penting. Pertama, pendekatan berbasis ekstraksi fitur citra yang dikombinasikan dengan algoritma klasifikasi

SVM telah terbukti efektif dan konsisten dalam berbagai domain pengenalan pola, baik pada citra tanda tangan, wajah, daun, maupun objek umum lainnya. Kedua, fitur HOG unggul dalam merepresentasikan arah gradien dan tepi objek, fitur Hu Moment efektif dalam menangkap informasi bentuk yang invarian terhadap transformasi geometri, serta GLCM mampu mengkarakterisasi pola tekstur citra secara komprehensif. Ketiga, pemilihan kernel SVM, khususnya kernel RBF dan linear, secara konsisten menunjukkan akurasi tinggi pada berbagai dataset citra, sehingga memperkuat keputusan penggunaan SVM sebagai klasifikator dalam sistem yang dikembangkan pada penelitian ini. Keseluruhan kajian literatur ini menjadi fondasi ilmiah yang memadai dalam merancang sistem pengenalan pola tanda tangan yang akurat, efisien, dan dapat dipertanggungjawabkan secara metodologis.

2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan suatu proses yang bertujuan untuk memanipulasi dan menganalisis citra menggunakan komputer agar menghasilkan citra dengan kualitas lebih baik atau mengekstrak informasi tertentu dari citra tersebut. Citra digital sendiri tersusun oleh unit-unit kecil yang disebut piksel, di mana setiap piksel memiliki nilai intensitas yang menunjukkan tingkat keabuan atau warna. Teknik pengolahan citra dapat diterapkan pada berbagai bidang seperti penginderaan jauh, robotik, pemetaan, dan biomedis. Ruang lingkup pengolahan citra meliputi perbaikan kualitas citra (*image enhancement*), restorasi citra (*image restoration*), segmentasi citra (*image segmentation*), serta representasi dan deskripsi citra. Melalui berbagai tahapan tersebut, pengolahan

citra mampu melakukan analisis seperti perhitungan luas permukaan objek berdasarkan jumlah pikselnya atau ekstraksi fitur geometris lainnya (Irama and Sandy, 2025).

Pengolahan citra digital merupakan bidang yang mempelajari cara komputer memahami dan memanipulasi gambar agar informasi di dalamnya dapat dianalisis atau ditingkatkan kualitasnya (Jumadi, Juju, 2021). Proses ini biasanya diawali dengan akuisisi citra menggunakan kamera atau sensor, kemudian dilanjutkan dengan tahap prapemrosesan seperti perbaikan kontras, reduksi derau, dan normalisasi agar citra lebih siap dianalisis. Setelah itu, citra dapat diekstraksi fiturnya, misalnya bentuk, tekstur, atau warna, sehingga komputer mampu mengenali pola tertentu sesuai tujuan aplikasi, seperti deteksi objek, pengenalan wajah, atau analisis medis (Jumadi, Yupianti and Sartika, 2021). Dengan memanfaatkan algoritma matematika dan teknik komputasi, pengolahan citra digital membantu mengubah data visual menjadi informasi yang bermakna, sehingga banyak digunakan dalam berbagai bidang mulai dari industri, keamanan, hingga penelitian ilmiah.

Dalam penelitian ini, pengolahan citra digital menjadi langkah awal yang sangat penting sebelum tanda tangan bisa dikenali oleh sistem. Citra tanda tangan yang awalnya dalam bentuk gambar hasil foto dari sampel foto pada kertas harus melalui beberapa tahap persiapan agar kualitasnya layak diproses. Tahap tersebut meliputi konversi ke skala keabuan (*grayscale*), binerisasi atau pengubahan menjadi hitam-putih (*thresholding*), serta pembersihan dari noda atau derau (*noise reduction*). Setelah citra bersih dan seragam ukurannya, barulah dilakukan proses

ekstraksi fitur. Penelitian ini memanfaatkan tiga metode ekstraksi yang saling melengkapi. Fitur geometris digunakan untuk menangkap karakteristik bentuk dasar seperti luas area, panjang tepi, dan kerapatan coretan. Sementara itu, *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) bertugas merekam perubahan arah gradien pada setiap sudut citra, sehingga pola goresan halus seperti tekanan dan lengkungan dapat terdeteksi. Kemudian, Hu Moment hadir untuk mengatasi variasi bentuk akibat kemiringan atau perubahan ukuran, karena metode ini menghasilkan nilai yang relatif stabil meskipun tanda tangan ditulis dalam skala atau rotasi berbeda. Ketiga jenis fitur tersebut kemudian digabung dan dimasukkan ke dalam mesin klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM), supaya dapat mengenali tanda tangan tersebut dalam kategori kecocokan data tanda tangan berdasarkan pola-pola yang sudah diekstrak.

2.3 Preprocessing

Sebelum fitur geometris, HOG, atau Hu Moment bisa diekstrak, citra tanda tangan digital harus melalui tahap *preprocessing* terlebih dahulu. Tujuannya sederhana yaitu untuk membersihkan dan menyiapkan citra (Puspita, 2024). Pada tahap awal, citra RGB foto biasanya diubah dulu menjadi citra grayscale atau skala keabuan. Langkah ini penting karena warna tidak terlalu berpengaruh pada pola tanda tangan, dan hanya akan memperlambat proses komputasi.

Setelah itu, dilakukan binerisasi menggunakan metode seperti *Otsu Thresholding*, di mana citra diubah menjadi hitam-putih tegas. Dengan begitu, area goresan tinta akan terpisah jelas dari latar belakang (putih). Namun, sering kali masih ditemukan *noise* berupa titik-titik kecil atau guratan tak sengaja yang

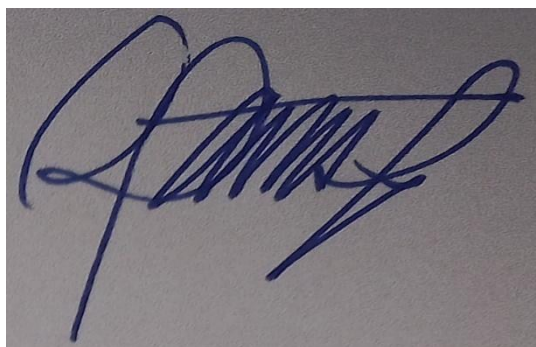
muncul akibat kualitas pemindaian yang buruk. Karena itu, dilakukan filtering menggunakan operator *morfologi* seperti erosi dan dilasi, atau median blur untuk menghilangkan titik-titik mengganggu tersebut tanpa merusak bentuk utama tanda tangan. Terakhir, citra dinormalisasi ukurannya menjadi 400x400 piksel agar seragam. Proses normalisasi ukuran tersebut dilakukan secara manual dan untuk implementasi ekstraksi fitur ukuran tersebut diubah lagi menjadi ukuran 128x128. Normalisasi ini penting karena SVM dan ekstraktor fitur seperti HOG sangat sensitif terhadap perbedaan resolusi. Bila perlu, proses thinning atau penipisan garis juga bisa diterapkan untuk menyeragamkan ketebalan goresan. Dengan preprocessing yang baik, citra tanda tangan yang tadinya kotor atau tidak beraturan bisa berubah menjadi data siap olah, sehingga proses ekstraksi fitur dan klasifikasi nantinya bisa berjalan akurat.

2.4 Tanda Tangan Digital

Tanda tangan digital merupakan mekanisme keamanan berbasis kriptografi yang digunakan untuk memastikan keaslian identitas penandatangan sekaligus menjaga integritas dokumen elektronik (Putra Anga Biara, Suputra and Arya, 2024). Berbeda dengan tanda tangan hasil pemindaian gambar, tanda tangan digital bekerja melalui proses matematis yang melibatkan kunci privat untuk membuat kode unik pada dokumen, kemudian diverifikasi menggunakan kunci publik oleh penerima. Dengan cara ini, setiap perubahan sekecil apa pun pada isi dokumen dapat terdeteksi, sehingga tingkat kepercayaan terhadap pertukaran data menjadi lebih tinggi. Pemanfaatannya semakin luas pada berbagai layanan elektronik seperti administrasi pemerintahan, transaksi keuangan, dan sistem

persetujuan dokumen karena mampu meningkatkan efisiensi proses sekaligus memberikan perlindungan hukum dan keamanan informasi dalam lingkungan digital (Lorien & Wellem, 2021).

Tanda tangan dalam konteks pengenalan pola merupakan salah satu bentuk biometrik perilaku yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi atau memverifikasi identitas individu berdasarkan karakteristik visual yang khas. Setiap tanda tangan memiliki pola unik yang terbentuk dari dinamika gerakan tangan, struktur goresan, serta distribusi bentuk yang relatif konsisten, sehingga memungkinkan untuk dianalisis secara komputasional. Dalam sistem pengenalan pola, citra tanda tangan terlebih dahulu melalui tahap akuisisi dan prapemrosesan untuk meningkatkan kualitas data, kemudian dilakukan ekstraksi fitur guna memperoleh representasi numerik dari ciri-ciri penting, seperti bentuk global, tekstur, dan parameter statistik. Representasi tersebut selanjutnya diproses menggunakan metode klasifikasi atau pengukuran kemiripan untuk menentukan tingkat kesesuaian dengan data referensi. Dengan pendekatan ini, tanda tangan tidak hanya dipandang sebagai simbol grafis, tetapi sebagai pola yang dapat dimodelkan secara matematis, sehingga mendukung pengembangan sistem verifikasi otomatis yang objektif dan konsisten



Gambar 2.1 Gambar Contoh Tanda Tangan Digital

2.5 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan tahap penting dalam pengolahan citra dan pengenalan pola yang bertujuan mengubah data visual mentah menjadi representasi numerik yang lebih ringkas namun tetap memuat informasi utama objek (Hidayati et al., 2023). Pada tahap ini, sistem mengidentifikasi karakteristik khas seperti warna, tekstur, bentuk, atau tepi sehingga pola pada citra dapat dibedakan secara komputasional. Proses ekstraksi fitur berperan sebagai jembatan antara citra sebagai data visual dan algoritma analisis, karena kualitas fitur yang dihasilkan sangat memengaruhi akurasi klasifikasi atau pengenalan. Dengan memilih metode ekstraksi yang tepat, kompleksitas data dapat dikurangi tanpa kehilangan informasi penting, sehingga sistem mampu bekerja lebih efisien dan menghasilkan keputusan yang lebih akurat dalam berbagai aplikasi seperti biometrik, deteksi objek, maupun analisis medis (Lusiana, Al Amin and Hartono, 2024).

2.5.1. Metode Ekstraksi Fitur Geometris

Metode ekstraksi fitur geometris berfokus pada pengambilan karakteristik bentuk yang merepresentasikan struktur objek secara global. Pendekatan ini biasanya menghitung parameter seperti panjang, lebar, rasio aspek, keliling, luas, serta posisi titik penting untuk menggambarkan pola secara matematis. Karena berbasis bentuk, fitur geometris relatif sederhana dan mudah diinterpretasikan, sehingga sering digunakan pada aplikasi yang membutuhkan deskripsi struktur objek secara jelas, seperti pengenalan karakter, analisis bentuk tanda tangan, dan

identifikasi objek sederhana. Keunggulan metode ini terletak pada kemampuannya menangkap ciri makro yang stabil, meskipun terkadang kurang sensitif terhadap variasi tekstur atau detail lokal (Hidayat et al., 2021). Fitur Geometris pada pengenalan tanda tangan digital digunakan untuk menggambarkan karakteristik bentuk dasar tanda tangan secara keseluruhan, seperti panjang goresan, rasio tinggi terhadap lebar, luas area tinta, serta distribusi posisi titik penting.

Berikut adalah proses untuk mengekstrak 10 fitur geometris dari citra tanda tangan. Contoh numerik menggunakan nilai hipotetis yang merepresentasikan tanda tangan pada citra (Batool et al., 2024) :

Fitur pertama aspect ratio adalah perbandingan antara lebar dan tinggi dari *bounding box* yang mengelilingi objek tanda tangan. Fitur ini menggambarkan proporsi bentuk keseluruhan tanda tangan apakah cenderung melebar, memanjang ke atas, atau mendekati persegi. Fitur ini berfungsi untuk mencocokkan pola tanda tangan yang memiliki proporsi lebar-tinggi berbeda antara tanda tangan asli dan palsu. Rumusnya adalah sebagai berikut:

$$AR = \frac{W_{bb}}{H_{bb}}$$

Keterangan:

AR = *Aspect Ratio* (rasio aspek *bounding box*)

W_{bb} = Lebar *bounding box* (piksel)

H_{bb} = Tinggi *bounding box* (piksel)

Fitur kedua area ratio adalah perbandingan antara luas area piksel *foreground* (goresan tanda tangan) terhadap luas total *bounding box*. Fitur ini

mengukur seberapa padat goresan tanda tangan mengisi area *bounding box*.

Rumus perhitungannya adalah:

$$Area\ Ratio = \frac{Area_{kontur}}{W_{bb} \times H_{bb}}$$

Keterangan:

$Area_{kontur}$ = luas area piksel *foreground* tanda tangan (piksel)

W_{bb} = lebar *bounding box* (piksel)

H_{bb} = tinggi *bounding box* (piksel)

W_{bb} = $\times H$

$W_{bb} \times H_{bb}$ = luas total *bounding box* (piksel)

Fitur ketiga adalah *Width* ternormalisasi yaitu nilai lebar *bounding box* yang telah dinormalisasi terhadap lebar citra standar. Normalisasi dilakukan agar nilai fitur bersifat skala independen tidak bergantung pada resolusi atau ukuran asli citra tanda tangan. Rumus perhitungannya adalah:

$$Width_{norm} = \frac{W_{bb}}{W_{citra}}$$

Keterangan:

$Width_{norm}$ = lebar tanda tangan ternormalisasi (nilai antara 0 dan 1)

W_{bb} = lebar *bounding box* tanda tangan (piksel)

W_{citra} = lebar citra standar setelah *resize* (128 piksel)

Fitur keempat *Height Ternormalisasi* adalah salah satu fitur geometris yang digunakan dalam sistem pengenalan objek berbasis *bounding box*. Fitur ini merepresentasikan tinggi dari kotak pembatas suatu objek yang telah dinormalisasi terhadap dimensi tinggi citra keseluruhan, sehingga menghasilkan nilai yang bersifat *relative*. *Height* ternormalisasi diperoleh dengan membagi

tinggi *bounding box* (H_{bb}) terhadap tinggi citra standar (H_{citra}). Rumus perhitungannya adalah:

$$Height_{norm} = \frac{H_{bb}}{H_{citra}}$$

Keterangan:

$Height_{norm}$ = tinggi tanda tangan ternormalisasi (nilai antara 0 dan 1)

W_{bb} = tinggi *bounding box* tanda tangan (piksel)

W_{citra} = tinggi citra standar setelah *resize* (128 piksel)

Fitur kelima Perimeter Ternormalisasi adalah panjang kontur/keliling tanda tangan yang dinormalisasi terhadap keliling citra standar ($W_{citra} + H_{citra}$). Fitur ini merepresentasikan kompleksitas tepian goresan tanda tangan. Fitur ini berfungsi mengukur kompleksitas kontur tanda tangan semakin banyak detail/gelombang, semakin besar nilainya. Rumusnya sebagai berikut :

$$Perimeter_{norm} = \frac{Perimeter}{W_{citra} + H_{citra}}$$

Keterangan:

$Perimeter$ = panjang kontur tanda tangan (piksel)

W_{citra} = lebar citra standar (128 piksel)

H_{citra} = tinggi citra standar (128 piksel)

Fitur keenam *Solidity* adalah perbandingan antara luas area kontur tanda tangan terhadap luas *convex hull* (area selubung cembung terkecil yang melingkupi tanda tangan). Fitur ini mengukur seberapa "solid" atau kompak bentuk tanda tangan tanpa lekukan ke dalam. Berfungsi Mengukur tingkat kekompakan bentuk tanda tangan apakah banyak lekukan ke dalam atau tidak. Rumusnya sebagai berikut :

$$Solidity = \frac{Area_{kontur}}{Area_{convexhull}}$$

Keterangan:

$Area_{kontur}$ = luas piksel *foreground* tanda tangan (piksel²)

$Area_{convexhull}$ = luas selubung cembung (*convex hull*) tanda tangan (piksel²)

Fitur ketujuh *Compactness* (kekompakan) mengukur seberapa mirip bentuk tanda tangan dengan lingkaran sempurna. Lingkaran sempurna memiliki *Compactness* = 1 (nilai maksimum). Bentuk yang memanjang, tipis, atau berlekuk akan menghasilkan nilai mendekati 0. Berfungsi Mendeskripsikan bentuk global tanda tangan secara geometris apakah membulat atau memanjang. Rumusnya sebagai berikut:

$$Compactness = \frac{4\pi \times Area_{kontur}}{Perimeter^2}$$

Keterangan:

$Area_{kontur}$ = luas area piksel *foreground* tanda tangan (piksel²)

$Perimeter$ = panjang kontur tanda tangan (piksel)

π = konstanta pi = 3.14159...

Fitur kedelapan *Extent* adalah rasio antara luas area kontur tanda tangan terhadap luas *bounding box*. Secara matematis identik dengan Area Ratio, namun dalam konteks fitur terpisah *Extent* menekankan hubungan pengisian area terhadap *bounding box* persegi panjang. Berfungsi memberikan ukuran seberapa efisien tanda tangan mengisi area *bounding box*-nya. Rumusnya sebagai berikut:

$$Extent = \frac{Area_{kontur}}{W_{bb} \times H_{bb}}$$

Keterangan:

$Area_{kontur}$ = luas area piksel foreground tanda tangan (piksel²)

W_{bb} = lebar bounding box (piksel)

H_{bb} = tinggi bounding box (piksel)

Fitur kesembilan Hu Moment ke-0 adalah momen geometris invarian orde-2 yang menggambarkan distribusi massa piksel tanda tangan. Fitur ini invariant terhadap translasi, skala, dan rotasi, sehingga cocok untuk membandingkan bentuk tanda tangan secara geometris murni. Berfungsi Menangkap distribusi intensitas piksel secara geometris, tidak terpengaruh pergeseran posisi, ukuran, atau orientasi citra. Rumusnya sebagai berikut :

Langkah 1 — Momen Mentah (Raw Moment):

$$M_{00} = \sum f(x, y) = Area_{kontur}$$

$$M_{10} = \sum x \cdot f(x, y)$$

$$M_{01} = \sum y \cdot f(x, y)$$

Langkah 2 — Koordinat Centroid:

$$c_x = \frac{M_{10}}{M_{00}}$$

$$c_y = \frac{M_{01}}{M_{00}}$$

Langkah 3 — Momen Pusat Ternormalisasi:

$$\mu_{20} = \sum (x - c_x)^2 \cdot f(x, y)$$

$$\mu_{02} = \sum (y - c_y)^2 \cdot f(x, y)$$

Langkah 4 — Hu Moment ke-0 (ϕ_1):

$$\phi_1 = \mu_{20} + \mu_{02}$$

Keterangan:

$f(x, y)$ = nilai piksel biner pada posisi (x, y) — 1 (foreground) atau 0 (background)

M_{00} = momen nol = total area piksel foreground

M_{10} = momen pertama arah-x = jumlah tertimbang koordinat x

M_{01} = momen pertama arah-y = jumlah tertimbang koordinat y

- c_x = koordinat x centroid (pusat massa)
 c_y = koordinat y centroid (pusat massa)
 μ_{20} = momen pusat ternormalisasi orde-2 arah-x
 μ_{02} = momen pusat ternormalisasi orde-2 arah-y

Fitur yang terakhir *Centroid Ratio* adalah posisi pusat massa (*centroid*) tanda tangan yang diukur secara relatif terhadap *bounding box*-nya. Fitur ini menghasilkan dua nilai: *Centroid Ratio X* (horizontal) dan *Centroid Ratio Y* (vertikal), masing-masing dalam rentang [0, 1]. Berfungsi mengungkap di mana konsentrasi goresan tanda tangan terpusat secara relatif dalam *bounding box*-nya. Rumusnya sebagai berikut :

$$Centroid Ratio_x = \frac{c_x - x_{bb}}{W_{bb}}$$

$$Centroid Ratio_y = \frac{c_y - y_{bb}}{H_{bb}}$$

Keterangan:

- c_x = koordinat x *centroid* tanda tangan
 c_y = koordinat y *centroid* tanda tangan
 x_{bb} = koordinat x kiri atas *bounding box*
 y_{bb} = koordinat y kiri atas *bounding box*
 W_{bb} = lebar *bounding box* (piksel)
 H_{bb} = tinggi *bounding box* (piksel)

2.5.2. *Histogram of Oriented Gradients (HOG)*

Histogram of Oriented Gradients (HOG) merupakan metode ekstraksi fitur yang menitikberatkan pada distribusi arah gradien intensitas pada citra untuk merepresentasikan bentuk dan kontur objek (Al-Islama, Putra and Kunci, 2022). Prosesnya dilakukan dengan membagi citra ke dalam sel-sel kecil, kemudian menghitung orientasi tepi dominan pada setiap sel dan menyusunnya menjadi

histogram fitur. Representasi ini efektif dalam menangkap pola lokal yang berkaitan dengan struktur tepi, sehingga banyak digunakan pada deteksi objek dan pengenalan pola visual karena cukup tahan terhadap perubahan pencahayaan dan variasi kecil pada bentuk. Dengan memanfaatkan informasi gradien, HOG mampu memberikan deskripsi yang kaya terhadap karakteristik visual tanpa memerlukan kompleksitas komputasi yang terlalu tinggi (Ayalew et al., 2022). HOG pada pengenalan tanda tangan digital berperan dalam menangkap detail arah goresan dan pola tepi yang terbentuk dari dinamika penulisan. Dengan menganalisis *distribusi orientasi gradien* pada bagian-bagian kecil citra tanda tangan, metode ini mampu merepresentasikan karakteristik lokal seperti kelengkungan, sudut, dan ketebalan garis. Informasi tersebut sangat penting karena pola arah goresan cenderung sulit ditiru secara presisi oleh pemalsu, sehingga fitur HOG dapat meningkatkan kemampuan sistem dalam membedakan tanda tangan yang memiliki bentuk global mirip tetapi berbeda pada detail penulisan.

Langkah pertama dalam ekstraksi fitur HOG adalah Pra-pemrosesan dan Perhitungan Gradien menghitung gradien dari citra. Gradien adalah perubahan intensitas piksel dalam arah horizontal (sumbu x) dan vertikal (sumbu y). Untuk sebuah piksel pada koordinat (x,y) dengan intensitas $I(x,y)$, gradien horizontal G_x dan gradien vertikal G_y dihitung menggunakan operator turunan sederhana, biasanya operator Sobel atau filter kernel $[-1,0,1][1,0,1]$. Rumus yang digunakan adalah (Devito, Wihandika and Widodo, 2019):

$$G_x = (x,y) = I(x+1,y) - I(x-1,y)$$

$$G_y = (x,y) = I(x,y+1) - I(x,y-1)$$

Dari kedua komponen gradien ini, selanjutnya dapat dihitung besar gradien dan arah gradien (*orientation*) untuk setiap piksel. Besar gradien menunjukkan seberapa tajam perubahan intensitas di suatu titik, yang secara intuitif merepresentasikan seberapa tegas tepi atau goresan pada lokasi tersebut. Arah gradien menunjukkan orientasi dari perubahan intensitas, misalnya apakah tepi tersebut menghadap ke kanan, kiri, atas, bawah, atau diagonal. Rumus untuk magnitude dan orientation adalah (Shafira and Utaminingrum, 2020):

$$Magnitude(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2}$$

$$Orientation(x, y) = Arctan\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right)$$

Nilai *orientation* biasanya dinyatakan dalam derajat, dengan rentang antara 0° hingga 180° untuk gradien tanpa arah (unsigned gradient) atau 0° hingga 360° untuk gradien dengan arah (signed gradient). Dalam implementasi HOG untuk pengenalan tanda tangan, umumnya digunakan unsigned gradient karena arah tepi (misalnya tepi dari kiri ke kanan dianggap sama dengan dari kanan ke kiri) sudah cukup informatif.

Salah satu kelebihan HOG dibandingkan metode ekstraksi fitur lainnya adalah kemudahan dalam memvisualisasikan hasilnya. Visualisasi HOG biasanya dilakukan dengan menggambar vektor-vektor kecil pada setiap sel, di mana arah vektor menunjukkan orientasi gradien dominan pada sel tersebut, dan panjang vektor menunjukkan besarnya magnitude. Pada citra tanda tangan, visualisasi ini akan menunjukkan pola yang sangat khas. Misalnya, pada bagian coretan vertikal seperti tiang huruf 'l' atau 't', akan terlihat vektor-vektor yang dominan mengarah

ke kiri dan kanan (tegak lurus terhadap tepi vertikal). Pada bagian lengkungan, arah vektor akan berubah secara bertahap mengikuti lekukan. Pada bagian ujung coretan yang runcing, magnitude gradien cenderung lebih besar karena perubahan intensitas yang tajam. Dengan melihat visualisasi HOG dari berbagai tanda tangan, kita dapat mengamati bahwa setiap orang memiliki distribusi orientasi gradien yang unik.

2.5.3. *Hu Moment*

Hu Moment adalah metode ekstraksi fitur berbasis momen statistik yang digunakan untuk merepresentasikan bentuk objek secara numerik melalui tujuh nilai invarian. Nilai-nilai tersebut memiliki sifat tidak berubah terhadap translasi, rotasi, dan skala, sehingga sangat berguna untuk mengenali pola yang mungkin mengalami transformasi geometris. Hu Moment bekerja dengan menghitung distribusi piksel terhadap pusat massa objek, sehingga mampu menangkap karakteristik global bentuk secara komprehensif. Metode ini sering dimanfaatkan dalam aplikasi verifikasi tanda tangan, pengenalan karakter, dan klasifikasi bentuk karena memberikan representasi yang ringkas namun tetap informatif terhadap identitas objek (Cahya, Pebrianto and M, 2021).

Hu Moment pada pengenalan tanda tangan digital digunakan untuk merepresentasikan bentuk tanda tangan dalam bentuk tujuh nilai invarian yang stabil terhadap perubahan posisi, ukuran, maupun rotasi citra. Dalam sistem verifikasi, sifat invarian ini memungkinkan perbandingan tanda tangan tetap konsisten meskipun citra diperoleh dari kondisi pemindaian yang berbeda. Hu Moment mampu menangkap karakteristik global bentuk secara komprehensif,

sehingga efektif digunakan untuk mengukur kemiripan pola antara tanda tangan uji dan referensi, terutama dalam mendeteksi perbedaan struktur yang tidak mudah terlihat secara visual.

Dalam pengolahan citra, momen digunakan untuk mendeskripsikan karakteristik geometris dari suatu objek berdasarkan distribusi intensitas pikselnya. Untuk sebuah citra biner atau grayscale dengan fungsi intensitas $f(x,y)$, momen biasa (raw moment) orde $(p+q)$ didefinisikan sebagai:

$$M_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y)$$

Di mana p dan q adalah bilangan bulat non-negatif yang menunjukkan orde momen dalam arah sumbu x dan sumbu y . Momen orde nol (m_{00}) memberikan informasi tentang luas total area objek. Momen orde pertama (m_{10} dan m_{01}) memberikan informasi tentang pusat massa atau centroid dari objek. Momen orde dua (m_{20}, m_{02}, m_{11}) memberikan informasi tentang orientasi dan sebaran objek. Namun demikian, momen biasa memiliki kelemahan utama yaitu tidak invarian terhadap perubahan posisi. Artinya, jika objek digeser ke lokasi yang berbeda dalam citra, nilai momen biasa akan berubah meskipun bentuk objeknya sama persis.

Keunggulan utama Hu Moments dibandingkan metode ekstraksi fitur lainnya adalah sifat invariannya yang sangat kuat. Sifat invarian ini sangat penting dalam pengenalan tanda tangan digital karena alasan-alasan berikut. Pertama, invarian terhadap translasi berarti bahwa sistem tetap dapat mengenali tanda

tangan meskipun posisi tanda tangan dalam citra tidak tepat di tengah. Seseorang mungkin menandatangani sedikit ke kiri atau ke kanan kertas, namun Hu Moments akan tetap menghasilkan nilai yang sama. Kedua, invarian terhadap skala berarti bahwa tanda tangan yang sama dapat dikenali meskipun di-scan dengan resolusi berbeda atau difoto dari jarak yang berbeda. Tanda tangan yang ditulis kecil maupun besar akan menghasilkan nilai Hu Moments yang hampir identik. Ketiga, invarian terhadap rotasi berarti bahwa tanda tangan tetap dapat dikenali meskipun kertasnya sedikit miring saat dipindai. Ini sangat berguna karena tidak semua orang meletakkan kertas dengan sempurna tegak lurus terhadap kamera. Dengan ketiga sifat invarian ini, Hu Moments menjadi sangat cocok untuk mengatasi variasi-variasi alami yang terjadi dalam proses pengambilan citra tanda tangan.

2.6 *Support Vector Machine (SVM)*

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma yang digunakan untuk tugas klasifikasi dengan cara membangun batas pemisah optimal antar kelas data. Prinsip utama metode ini adalah mencari hyperplane terbaik yang mampu memaksimalkan jarak antara titik data dari kelas yang berbeda, sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru. SVM juga dilengkapi fungsi kernel yang memungkinkan pemetaan data ke ruang berdimensi lebih tinggi, sehingga efektif menangani pola yang tidak dapat dipisahkan secara linier. Karena kemampuannya bekerja pada data berdimensi tinggi serta ketahanannya terhadap overfitting, metode ini banyak digunakan pada berbagai bidang seperti pengolahan citra, pengenalan pola, analisis teks, hingga sistem

prediksi, dan sering dipilih sebagai model klasifikasi karena akurasi serta stabilitas performanya yang relatif tinggi (Masnur et al., 2022).

Dalam konteks pengenalan tanda tangan digital, *support vector machine* (SVM) digunakan sebagai model klasifikasi untuk membedakan tanda tangan asli dan palsu berdasarkan fitur yang telah diekstraksi, seperti ciri geometris, tekstur, maupun pola gradien. Setelah setiap citra tanda tangan direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur, SVM membangun batas keputusan yang memisahkan pola milik pemilik sah dengan pola yang tidak sesuai, sehingga sistem dapat menentukan tingkat keaslian secara objektif. Kemampuan SVM dalam memaksimalkan margin antar kelas membuatnya efektif menghadapi variasi alami pada tanda tangan asli sekaligus sensitif terhadap perbedaan kecil yang muncul pada pemalsuan. Selain itu, penggunaan fungsi kernel memungkinkan model menangani pola yang kompleks dan tidak linier, sehingga metode ini sering dipilih dalam penelitian verifikasi tanda tangan karena mampu memberikan performa klasifikasi yang stabil dan akurat pada data berdimensi tinggi

Pada penelitian ini, SVM berperan sebagai pengklasifikasi akhir setelah fitur-fitur pembeda dari citra tanda tangan digital diekstraksi menggunakan metode Geometris, HOG, dan Hu Moments. Prinsip dasar yang ada pada SVM adalah menemukan *hyperplane* pemisah optimal yang memaksimalkan *margin* antara dua kelas atau lebih. Dalam implementasi, fungsi keputusan SVM untuk memprediksi kelas dari suatu vektor fitur xx (yang merupakan gabungan dari 10 fitur geometris, fitur HOG, dan 7 momen Hu) dinyatakan sebagai:

$$f(X) = \text{sign} \left(\sum_{i \in SV} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right)$$

di mana SV adalah himpunan *support vectors* (vektor-vektor data yang paling kritis), α_i adalah pengali Lagrange, y_i adalah label kelas dari data latih x_i , b adalah bias, dan $K(x_i, x)$ adalah fungsi kernel. Berdasarkan kode pelatihan pada aplikasi, kernel yang digunakan adalah *Radial Basis Function* (RBF) karena dinilai paling optimal untuk menangkap kompleksitas pola tanda tangan yang bervariasi.

2.7 Pengujian

Evaluasi kinerja sistem pada penelitian penerapan metode ekstraksi fitur geometris, HOG dan Hu Moment pada citra tanda tangan digital menggunakan *support vector machine* (SVM) dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk menilai performa klasifikasi tanda tangan asli dan palsu. *Confusion matrix* terdiri dari empat komponen utama, yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) (Humaidi and Maulani, 2023). Dalam konteks verifikasi tanda tangan, TP menunjukkan jumlah tanda tangan asli yang berhasil diklasifikasikan sebagai asli, TN merupakan tanda tangan palsu yang terdeteksi dengan benar, FP adalah tanda tangan palsu yang salah dikenali sebagai asli, sedangkan FN adalah tanda tangan asli yang keliru diklasifikasikan sebagai palsu.

Berdasarkan nilai-nilai tersebut, dihitung metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk memberikan gambaran menyeluruh terhadap performa sistem. *Accuracy* mengukur tingkat ketepatan keseluruhan model,

sedangkan *precision* menunjukkan kemampuan sistem dalam meminimalkan kesalahan ketika memprediksi tanda tangan sebagai asli. *Recall* mengukur kemampuan sistem dalam mendeteksi seluruh tanda tangan asli yang tersedia dalam dataset, dan *F1-score* memberikan keseimbangan antara *precision* dan *recall* (Adib Ulinuha El Majid and Reflan Nuari, 2025).