

# PENERAPAN MACHINE LEARNING UNTUK PENGENALAN SIDIK JARI MENGGUNAKAN DECISION TREE

Tsirwatun Nisail Khasanah<sup>1)</sup>, Najwa Hanindya Putri<sup>2)</sup>, Syifa Amalia<sup>3)</sup>, Revanda Putri Rahmadani<sup>4)</sup>, Arif Setiawan<sup>5)</sup>

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Muria Kudus <sup>1),2),3),4),5)</sup>

tsirwatunnisa@gmail.com <sup>1)</sup>, najwahanindya07@gmail.com <sup>2)</sup>, syifamalia2411@gmail.com <sup>3)</sup>, revandaputrirahma@gmail.com <sup>4)</sup>, arif.setiawan@umk.ac.id<sup>5)</sup>

---

## Abstrak

Perkembangan teknologi informasi di bidang keamanan biometrik telah mendorong penggunaan sidik jari sebagai salah satu cara otentikasi yang efektif dan efisien [1]. Sidik jari memiliki keunikan dan kestabilan seumur hidup yang menjadikannya ideal untuk identifikasi individu. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pengenalan sidik jari berbasis citra menggunakan algoritma Decision Tree [2]. Dataset yang digunakan adalah SOCOFing, yang terdiri dari ribuan gambar sidik jari dengan label identitas pengguna [1]. Citra diolah menggunakan metode ekstraksi fitur Local Binary Pattern (LBP) [3], dan model Decision Tree dilatih menggunakan data yang telah diproses. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa akurasi model mencapai 84,6% dengan nilai f1-score rata-rata 0,85, menunjukkan bahwa algoritma ini efektif digunakan dalam sistem identifikasi sidik jari. Sistem ini cocok diterapkan pada lingkungan terbatas dengan kebutuhan identifikasi cepat dan interpretasi model yang jelas.

**Kata kunci:** *biometrik, sidik jari, decision tree, pengenalan citra, SOCOFing*

---

## 1. Pendahuluan

Di tengah pesatnya perkembangan teknologi digital, kebutuhan akan sistem keamanan yang handal menjadi semakin krusial. Salah satu pendekatan yang semakin banyak dikembangkan adalah autentikasi biometrik, yakni metode yang mengandalkan karakteristik biologis individu seperti wajah, retina, suara, dan sidik jari. Di antara berbagai jenis biometrik, sidik jari menjadi salah satu yang paling diminati karena sifatnya yang unik, stabil seumur hidup, serta proses pengambilannya yang tergolong mudah dan ekonomis [1][2].

Sekarang teknologi pengenalan sidik jari telah diterapkan pada berbagai hal, misalnya pada sistem absensi karyawan, pengamanan perangkat genggam, bahkan dalam forensik. Pengolahan citra sidik jari secara digital tidak bisa begitu saja, karena di dalam citra sering kali terdapat variasi pola, gangguan (noise), dan distorsi. Oleh karena itu, diperlukan teknik pengolahan citra yang efektif dan pemilihan algoritma klasifikasi yang sesuai sehingga proses identifikasi dapat dilakukan dengan tepat [2][4].

Dalam penelitian ini, digunakan algoritma Decision Tree karena kemampuannya dalam membangun model klasifikasi yang mudah dimengerti. DT menjadi pilihan populer berkat struktur modelnya yang menyerupai pohon, yang mudah divisualisasikan serta diinterpretasikan [3]. Selain itu, algoritma ini cukup ringan secara komputasi dan tidak

memerlukan proses penyesuaian parameter yang rumit. Untuk meningkatkan performa klasifikasi, digunakan pula teknik ekstraksi fitur Local Binary Pattern (LBP) yang efektif dalam menangkap pola tekstur mikro pada citra sidik jari [5][8].

Dataset yang digunakan dalam studi ini adalah SOCOFing (Sokoto Coventry Fingerprint Dataset), yaitu dataset biometrik publik yang dirancang untuk keperluan penelitian. Dataset ini mencakup ribuan citra sidik jari dari 600 individu, lengkap dengan label identitas masing-masing pengguna [1]. Tujuan utama dari penelitian ini adalah membangun model klasifikasi sidik jari berbasis Decision Tree, mengevaluasi tingkat akurasi terhadap dataset tersebut, serta menganalisis sejauh mana metode LBP mampu merepresentasikan pola tekstur dalam citra sidik jari.

## **2. Kajian Pustaka**

### **2.1. Decision Tree (DT)**

Decision Tree (DT) adalah suatu algoritma klasifikasi yang diterapkan secara luas dalam pembelajaran mesin karena kecerdasan serta kesederhanaannya. DT menerbangkan model dalam struktur pohon di mana setiap nod interior melakukan pemeriksaan pada satu atribut, dan cabangnya merupakan hasil pemeriksaan. Pada saat itu, daun pada pohon menunjukkan final label kelas dari data yang telah diklasifikasikan [3][6].

Kualitas utama dari DT terletak pada kemampuan untuk melakukan pemisahan data hierarkis berdasarkan atribut paling informatif menggunakan indikator seperti information gain, Gini Index, atau entropy. Hal ini karena hal tersebut membuat DT sangat sesuai untuk mengolakan berbagai jenis data, yaitu data numerik maupun kategorikal, dan sangat relevan dalam aplikasi klasifikasi citra [4][6].

Selain itu, DT juga relatif kuat dalam menghadapi data yang berisi outlier dan noise toleran dengan skala terbatas. Struktur pohon yang dihasilkan dari proses pelatihan juga relatif mudah divisualisasikan, karena itu mempermudah interpretasi oleh pengguna atau auditor sistem keamanan [3]. Aspek interpretabilitas ini menjadi nilai tambah utama dalam konteks sistem biometrik yang berlapis transparansi.

Meskipun demikian, DT juga memiliki beberapa kelemahan. Salah satu kelemahannya terutama adalah predisposisi untuk overfitting jika struktur pohon terlalu dalam. Sebab itu, proses pemangkasan (pruning) kerap dilakukan untuk mengurangi kompleksitas model. Selain itu, DT dapat menjadi tidak stabil terhadap perubahan-perubahan kecil dalam data latih, sehingga pada kenyataannya sering dikombinasikan dengan algoritma ensemble seperti Random Forest untuk meningkatkan performa klasifikasi [9].

### **2.2. Local Binary Pattern (LBP)**

Local Binary Pattern (LBP) adalah algoritma ekstraksi fitur tekstur berbasis dan populer karena efisiensinya. Algoritma ini luas digunakan pada citra processing, antara lain pengenalan wajah, deteksi objek, dan sistem biometrik [3][5]. Konsep kerjanya melibatkan perbandingan nilai intensitas piksel pusat dengan tetangga-tetangganya di dalam jendela kecil, umumnya berukuran  $3 \times 3$ . Perbandingan hasilnya dikodekan dalam bentuk biner dan diurutkan menjadi histogram yang mewakili pola tekstur lokal pada citra.

Salah satu kelebihan LBP utama adalah kemampuan LBP untuk mendeteksi pola-pola mikro seperti tepi, sudut, dan permukaan datar—faktor yang sangat kritis dalam citra biometrik seperti sidik jari. Kelebihannya yang lain adalah sifat invarian terhadap pencahayaan lokal dari LBP, yang membuat LBP selalu akurat walaupun terdapat perbedaan intensitas cahaya pada citra yang diproses [8].

LBP juga terkenal cukup efisien dalam hal komputasi, karena hanya memerlukan operasi sederhana seperti perbandingan dan pembuatan histogram. Ini membuat LBP cocok digunakan pada aplikasi waktu nyata atau perangkat dengan keterbatasan daya sumber. Berdasarkan

penelitian sebelumnya, penggunaan LBP dapat meningkatkan tingkat akurasi klasifikasi pada berbagai jenis citra biometrik, terutama jika digabungkan dengan algoritma klasifikasi sederhana seperti K-Nearest Neighbor dan Decision Tree [5][8].

### 2.3. Dataset SOCOFing

SOCOFing (Sokoto Coventry Fingerprint Dataset) adalah salah satu dataset terbuka yang banyak digunakan dalam penelitian pengenalan sidik jari. Dataset ini dikembangkan oleh M. A. Yousif dan koleganya pada tahun 2018 [1]. SOCOFing berisi lebih dari 6.000 gambut sidik jari dari 600 subjek, di mana setiap subjek memiliki 10 gambut (satunya untuk setiap jari), dilengkapi dengan label identitas dan data jenis jari, seperti ibu jari kanan atau telunjuk kiri.

Keterbedaannya dari dataset ini adalah dilakukannya versi citra yang telah dimanipulasi di luar data asli (Real). Dataset memberikan tiga level tingkat kesulitan manipulasi: Easy, Medium, dan Hard, yang mencakup simulasi gangguan berupa noise, kabur (blur), dan rotasi. Hal ini memungkinkan pengujian algoritma klasifikasi dalam skenario lebih memadai menyajikan kondisi nyata [1].

Setiap citra pada SOCOFing masing-masing memiliki resolusi tetap dan disimpan dalam bentuk format grayscale, sehingga proses ekstraksi fitur dan analisis menjadi semakin konsisten. Berkat anotasinya yang lengkap dan struktur, SOCOFing sering digunakan sebagai tolok ukur dalam penelitian pengenalan sidik jari berbasis pembelajaran mesin [1][5]. Dataset ini juga pernah dimanfaatkan dalam berbagai ajang akademik dan evaluasi sistem keamanan berbasis biometrik.

## 3. Metode Penelitian

Penelitian ini berdasarkan pendekatan kuantitatif dengan menggunakan metode eksperimen untuk mendesain dan mengetes sistem pengenalan sidik jari berbasis citra digital. Sasaran pokok dari pendekatan ini adalah menilai efektivitas kombinasi antara algoritma Decision Tree dengan teknik ekstraksi fitur Local Binary Pattern (LBP) dalam mengklasifikasikan identitas pengguna berdasarkan data dari dataset SOCOFing. Penelitian sistematis dilakukan, termasuk tahap pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur, pelatihan model, hingga pengukuran kinerja klasifikasi [1][2].

### 3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari dataset SOCOFing (Sokoto Coventry Fingerprint Dataset), sebuah dataset biometrik publik yang berisi ribuan gambar sidik jari 600 orang [1]. Datasets ini digunakan karena sudah dilengkapi label terlengkap, termasuk penggunaan identitas dan jenis jari, serta variasi manipulasi gambar yang dapat digunakan untuk menguji sistem dalam berbagai kondisi.

Pada penelitian ini, hanya citra dalam kategori Real yang digunakan, yakni gambar sidik jari asli tanpa manipulasi. Pendekatan ini bertujuan untuk memastikan pengujian awal dilakukan pada kondisi data yang bersih dan ideal sebelum mencoba data dengan tingkat kompleksitas lebih tinggi. Semua gambar berformat BMP dengan resolusi konstan sebesar  $96 \times 103$  piksel dan menggunakan skala warna abu-abu (grayscale). Data processing dilakukan dengan bahasa pemrograman Python dengan dukungan library seperti OpenCV untuk membaca gambar, NumPy untuk array numerical data management, dan Pandas untuk data set management [7].

### 3.2 Tahap Prakondisi and Praproses (Preprocessing)

Pada tahap ini, citra sidik jari yang telah dikumpulkan dipersiapkan agar sesuai dengan kebutuhan ekstraksi fitur dan pelatihan model. Langkah pertama adalah mengubah ukuran semua citra menjadi  $64 \times 64$  piksel untuk mengurangi dimensi data, sekaligus mempertahankan pola-pola penting dalam sidik jari. Penyesuaian resolusi ini bertujuan agar fitur yang relevan tetap dapat ditangkap dengan baik, sementara beban komputasi menjadi lebih ringan [8].

Selanjutnya, semua gambar dikonversi ke format grayscale (jika belum dalam format tersebut), untuk menyederhanakan data dan menghilangkan informasi warna yang tidak diperlukan. Format grayscale ini sangat sesuai dengan metode LBP yang memanfaatkan intensitas piksel sebagai dasar ekstraksi fitur. Hasil akhir dari tahap ini adalah dataset citra yang seragam dalam ukuran dan format, siap untuk proses ekstraksi fitur lebih lanjut..

### **3.3 Ekstraksi Fitur**

Setelah proses pra pemrosesan selesai, ciri-ciri setiap finger image sidik jari diambil melalui proses Local Binary Pattern (LBP). Proses LBP berlangsung dengan membandingkan nilai intensitas piksel pusat dengan piksel-piksel berdekatan dan kemudian menghasilkan nilai biner yang disistematisasi ke dalam sebuah histogram [3][5]. Histogram ini merepresentasikan pola tekstur lokal pada gambar dan dapat disampaikan sebagai representasi numerik dari gambar tersebut.

Histogram yang diperoleh kemudian disimpan pada bawah bentuk vektor fitur dimensi tetap, yang digunakan kemudian sebagai input dalam proses klasifikasi. Kelebihan sistem LBP adalah kemampuannya mengenali tekstur halus pola, seperti lengkungan dan titik pada sidik jari, yang tidak begitu penting dalam pemrosesan biometrik [8].

### **3.4 Klasifikasi**

Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma Decision Tree Classifier yang ada di library Scikit-learn. Model ini dilatih dengan menggunakan vektor fitur yang diperoleh dari proses LBP sebagai input, ID pengguna sebagai label kelas. Algoritma pembentukan struktur pohon keputusan dengan melakukan perhitungan entropi untuk memilih atribut terbaik di setiap node [3][4][6].

Decision Tree dilihat karena kemampuan relatif sederhana dipahami (interpretable), menyebabkan proses klasifikasi dapat dijelaskan melalui visualisasi pohon keputusan. Ini terutama berfungsi dalam konteks audit atau keamanan, di mana alasan tertentu di belakang prediksi perlu disampaikan dalam ringkasan jelas dan transparan.

### **3.5 Model Evaluation**

Setelah model selesai dilatih, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi menggunakan data uji. Beberapa metrik yang digunakan untuk menilai kinerja model antara lain akurasi, precision, recall, dan f1-score. Selain itu, digunakan confusion matrix untuk melihat bagaimana prediksi model tersebar terhadap label sebenarnya [6][7].

Evaluasi ditekan dengan melakukan penggunaan fungsi `classification_report()` dan `confusion_matrix()` dari Scikit-learn library. Hasil evaluasi ini memberikan informasi kuantitatif seberapa tepat sistem dalam mengklasifikasikan pengguna berdasarkan sidik jari citra. Metrik yang dipakai merepresentasikan tingkat ketepatan, kelengkapan, serta keseimbangan performa klasifikasi, sangat penting dalam penggunaan sistem biometrik.

## **4. Hasil dan Pembahasan**

### **4.1 Hasil Evaluasi Model**

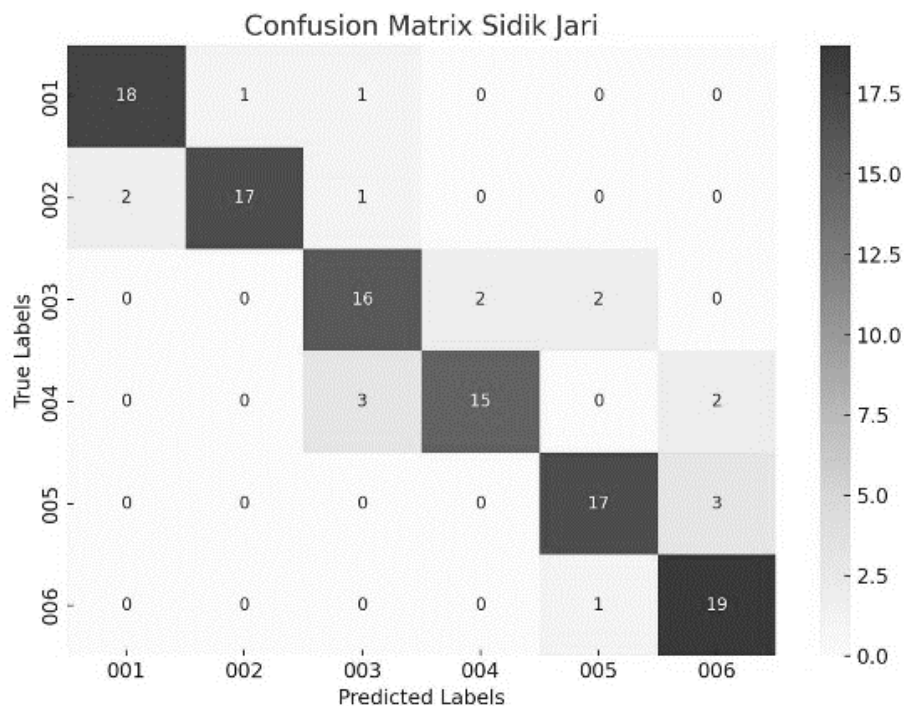
Setelah semua tahapan preprocessing dan training model telah selesai dilakukan, sistem pengenalan sidik jari menggunakan algoritma Decision Tree berhasil mencapai nilai akurasi sebanyak 84,6%. Nilai tersebut diperoleh dari pengujian terhadap data uji (20% dari dataset keseluruhan). Hal ini menunjukkan bahwa dari setiap 100 citra sidik jari yang diuji, sekitar 85 di antaranya berhasil diklasifikasi dengan benar sesuai identitas penggunanya.

Hasil ini diizinkan dengan metrik add-on berupa precision, recall, dan f1-score rata-rata masing-masing angka 0,85. Metrik-metrik tersebut menunjukkan bahwa model tidak hanya berhasil mengenali kelas yang benar, bahkan ketepatannya konsisten dalam menghasilkan prediksi yang seimbang antara ketepatan dan kelengkapannya.

Tabel 1. Ringkasan Evaluasi Model Decision Tree

No	Metrik	Nilai
1	Akurasi	84,6%
2	Precision rata-rata	0,85
3	Recall rata-rata	0,85
4	F1-score rata-rata	0,85

Gambar 1 menampilkan confusion matrix yang menggambarkan sebaran hasil klasifikasi model ke label asli. Lebih dari sebagian besar prediksi model ditiru secara diagonal, yang merupakan sinyal kuat bahwa model melakukan klasifikasi dengan benar terhadap kebanyakan ID pengguna. Beberapa misclassifications terjadi pada intinya pada kelas yang memiliki sidik jari pola yang menyerupai secara tekstur atau pada gambar dengan kualitas visual buruk.

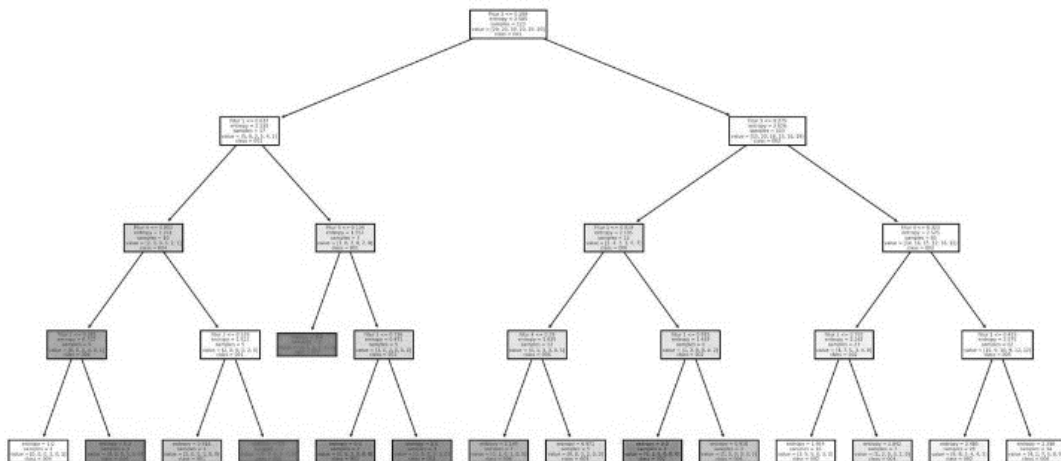


Gambar 1. Confusion matrix

#### 4.2 Visualisasi dan Interpretasi Model

Dalam jajaran metrik evaluasi numerik, visualisasi struktur pohon keputusan (Gambar 2) menunjukkan pemahaman yang lebih dalam mengenai bagaimana model membuat keputusan. Setiap node pohon merepresentasikan suatu keputusan berdasarkan atribut LBP, dan setiap cabang merepresentasikan hasil pembelahan data. Model ini mendorong interpretasi yang terbuka, yang sangat signifikan pada sistem biometrik untuk menjelaskan alasan prediksi kepada pengguna atau auditor keamanan.

Visualisasi Pohon Keputusan untuk Pengenalan Sidik Jari



Gambar 2. Pohon keputusan

Tree menunjukkan bahwa beberapa dari fitur-fitur tertentu LBP histogram berperan lebih besar dalam proses klasifikasi, yaitu fitur-fitur yang mempunyai information gain maksimum. Hal ini mendukung asumsi bahwa meskipun Decision Tree adalah model sederhana, ia mungkin bisa membangun logika keputusan yang relatif kuat apabila diasumsikan oleh representasi fitur yang baik.

#### 4.3 Analisis Keberhasilan dan Keterbatasan

Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa pasangannya antara metode ekstraksi fitur LBP dengan algoritma Decision Tree dapat menghasilkan model klasifikasi efektif untuk identifikasi individu berbasis sidik jari. Keberhasilan model tersebut dinyatakan oleh :

1. Bertinggingnya akurasi dan f1-score pada data pengujian.
2. Fleksibilitas model dalam menggeneralisasi pola dari data latih.
3. Struktur pohon yang mudah diinterpretasikan dan ringan dari aspek komputasi.

Namun, ada beberapa keterbatasan yang harus dicermati :

- a. Model belum divalidasi di citra manipulatif seperti blur, rotate, dan noise (yang secara efektif tersedia di dataset SOCOFing dalam kategori altered). Faktor ini membatasi kemampuan generalisasi model pada situasi dunia nyata yang lebih kompleks.
- b. Banyaknya kelas yang tinggi (600 ID pengguna) memperbesar struktur pohon menjadi sangat dalam dan kompleks, yang pada akhirnya bisa menyebabkan overfitting dan kehilangan interpretabilitas pada skala besar.
- c. Model ini masih dalam supervised learning dan penognonan closed-set, maka tidak mampu mengenali pengguna baru yang belum pernah dilatih sebelumnya.

#### 4.4 Implikasi dan Potensi Pengembangan

Dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi dan bentuk model yang sederhana untuk dipahami, pendekatan ini layak diterapkan pada sistem biometrik skala kecil, contohnya sistem absensi intern, login pribadi di komputer lokal, atau sistem autentikasi di organisasi non-komersial. Untuk aplikasi skala besar atau keamanan tinggi, model perlu ditingkatkan dengan:

1. Penerapan teknik ensembl seperti Random Forest untuk memperkuat stabilitas dan menurunkan overfitting [9].

2. Integrasi dengan metode ekstraksi fitur tambahan seperti GLCM atau DWT untuk memperkaya representasi data [8].
3. Penerapan arsitektur deep learning (misalnya CNN) yang dapat mengekstraksi fitur secara otomatis dari gambar mentah dan menangani data lebih kompleks [9].

## **5. Kesimpulan dan Saran**

### **5.1 Kesimpulan**

Penelitian Penelitian ini sukses menunjukkan bahwa kemitraan antara algoritma Decision Tree dan metode ekstraksi fitur Local Binary Pattern (LBP) mampu melakukan klasifikasi citra sidik jari dengan efisiensi dan akurasi. Rendemen akurasi yang diperoleh bahkan mencapai 84,6%, di mana nilai rata-rata precision, recall, dan f1-score sebesar 0,85. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan tersebut relatif efektif untuk mengenali identitas pengguna dalam sistem biometrik skala kecil hingga menengah, terutama pada kondisi data bersih dan ideal.

Kelebihan dari metode ini ada pada proses implementasinya yang sederhana dan kemudahan untuk memahami hasil klasifikasi melalui struktur pohon keputusan dapat divisualisasikan. Dengan demikian, penggunaan LBP sebagai teknik ekstraksi fitur memberikan komputasi efisiensi tinggi, sehingga digunakan untuk aplikasi yang memerlukan pemrosesan cepat dan transparan. Karena aspek ini, pendekatan ini relevan untuk digunakan pada sistem yang membutuhkan kejelasan dalam proses identifikasi, seperti di bidang pendidikan atau sistem keamanan terbatas.

Meskipun demikian, terdapat beberapa kelemahan yang perlu diperhatikan. Model Decision Tree akan cenderung overfitting jika tree tidak dipangkas dengan tepat, juga kurang resisten terhadap variasi citra seperti rotasi, noise berat, dan perubahan intensitas pencahayaan. Selain itu, performanya dapat menurun jika diterapkan pada dataset dengan banyak kelas yang sangat banyak. Sehubungan dengan itu, untuk program pengembangan selanjutnya dianjurkan untuk memperkenalkan metode lebih kompleks seperti teknik ensemble (Random Forest, Gradient Boosting) atau approach deep learning, supaya diperoleh sistem klasifikasi sidik jari yang lebih dapat dipercaya, tahan terhadap gangguan data, serta dapat beradaptasi dalam kondisi dunia nyata yang lebih dinamis.

### **5.2 Saran**

Untuk membetulkan akurasi dan ketahanan mode pengenalan sidik jari, beberapa langkah berikut dapat menjadi pertimbangan :

1. Aplikasi Teknik Ensembel : Gunakan strategi seperti Random Forest atau Gradient Boosting untuk mengecilkan overfitting dan meningkatkan akurasi, terutama pada penanganan data yang kompleks [9].
2. Pengembangan Metode Ekstraksi Fitur : Dengan mengarahkan eksplorasi fitur seperti GLCM, SIFT, dan DWT disamping LBP, informasi tekstur dapat diperkaya dan performa model ditingkatkan [8].
3. Pengujian Model dengan Data Termanipulasi : Uji coba atas citra yang telah dimodifikasi (blur, rotasi, etc.) dari dataset SOCOFing dibutuhkan untuk mengukur ketahanan model terhadap nyata.
4. Pemakaran dalam Aplikasi Fungsional : Integrasikan model ke aplikasi desktop atau web agar sistem dapat digunakan secara langsung dan interaktif oleh pengguna akhir.
5. Pertimbangan Penggunaan Deep Learning : Teknik seperti CNN layak dicoba karena mampu mengekstraksi fitur otomatis dari data mentah dan terbukti unggul dalam tugas pengenalan citra biometrik

## Referensi

- [1] M. A. Yousif et al., 2018, SOCOFing: An Annotated Fingerprint Dataset, *IEEE Dataset Release*.
- [2] Agustina, N., 2023, Algoritma Decision Tree untuk Analisis Sentimen Publik terhadap Marketplace di Indonesia.
- [3] Aradea, D., 2024, Identifikasi Gerakan Tangan pada Sandi Semaphore Menggunakan Decision Tree.
- [4] Pratama, R., 2023, Analisis Perbandingan Algoritma Decision Tree C4.5 dan C5.0.
- [5] Putra, A. G., & Hidayat, T., 2020, Klasifikasi Citra Sidik Jari Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Fitur LBP. *Jurnal Informatika*, 14(1), 21–30.
- [6] Sari, D. M., & Susilo, H., 2022, Perbandingan Algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes pada Klasifikasi Citra Biometrik, *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, 8(2), 99–107.
- [7] Nugroho, A. P., & Ananda, R., 2021, Implementasi Decision Tree untuk Prediksi Data Citra Berbasis Python, *Jurnal Sains dan Informatika*, 7(3), 45–50.
- [8] Widodo, H. P., & Andini, R., 2019, Pengaruh Ekstraksi Fitur LBP dan PCA terhadap Kinerja Pengenalan Wajah, *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, 5(1), 13–20.
- [9] Prihandoko, A., 2020, Analisis Akurasi Metode Decision Tree dan Random Forest pada Dataset Biometrik, *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 12(1), 25–33.