

# Penggabungan Fitur Local Binary Pattern (LBP) dan Ridge Density dalam Klasifikasi Gender Berdasarkan Sidik Jari Menggunakan Support Vector Machine

Dedi Yanto<sup>1</sup>

<sup>1,3</sup>Informatika d3, Universitas Kristen Duta Wacana

Alamat, Yogyakarta

dedi.yanto@ukdw.ac.id

**Abstract**— *This study aims to classify gender based on fingerprints by combining Local Binary Pattern (LBP) and Ridge Density features using Support Vector Machine (SVM). The image pre-processing methods used include noise reduction, binarization, image smoothing, and skeletonization. After pre-processing, LBP and Ridge Density features are extracted from the fingerprint images for the classification process. The results of the study show that the SVM model with the combination of LBP and Ridge Density features achieved the highest accuracy of 87%. The conclusion of this study is that the proposed method is effective in classifying gender based on fingerprints, and the combination of these two features provides significant results in improving classification accuracy.*

**Intisari**— Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan gender berdasarkan sidik jari dengan menggabungkan fitur Local Binary Pattern (LBP) dan Ridge Density menggunakan Support Vector Machine (SVM). Metode pre-processing citra yang digunakan meliputi pengurangan noise, binarisasi, penghalusan citra, dan skeletonisasi. Setelah pre-processing, fitur LBP dan Ridge Density diekstraksi dari citra sidik jari untuk digunakan dalam proses klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM dengan penggabungan fitur LBP dan Ridge Density berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 87%. Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa metode yang diusulkan efektif dalam mengklasifikasikan gender berdasarkan sidik jari, dan penggabungan kedua fitur tersebut memberikan hasil yang signifikan dalam meningkatkan akurasi klasifikasi.

**Kata Kunci**—Local Binary Pattern, Ridge Density, Support Vector Machine, Sidik Jari, Klasifikasi Gender

## I. PENDAHULUAN

Penelitian ini akan mengkaji bagaimana sidik jari manusia dapat digunakan untuk mengidentifikasi gender seseorang. Alur kulit sidik jari memiliki karakteristik khusus yang dapat membedakan gender seseorang. Sejauh pengetahuan penulis hubungan antara pola sidik jari dan gender seseorang masih dalam tahap penelitian dan banyak peneliti yang telah melakukan dengan berbagai metode. Penelitian ini merupakan lanjutan penelitian dari [1] yang meneliti bagaimana hubungan antara ketebalan ridge terhadap gender pada seorang individu. Proses pengidentifikasi gender pada

penelitian ini akan dilakukan dengan membangun sebuah model machine learning. Model akan dilatih untuk dapat memprediksi gender berdasarkan dataset sidik jari sekunder. Proses untuk melakukan pengklasifikasian gender berdasarkan sidik jari sangat bergantung pada ekstraksi fitur yang dilakukan pada gambar sidik jari. Proses ekstraksi fitur ini dilakukan pertama kali untuk mengenali pola yang ada didalam gambar sidik jari yang diproses, sehingga kualitas gambar sidik jari menjadi hal yang sangat krusial. Pada penelitian ini, peneliti akan menggabungkan ekstraksi fitur pada metode ekstraksi Local Binary Pattern (LBP) dan fitur ridge density untuk melakukan klasifikasi gender dengan mengukur performa klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM).

Sejauh yang penulis ketahui saat ini belum ada penelitian yang menggabungkan fitur yang didapatkan dari ekstraksi LBP dan ridge density dalam pengklasifikasian gender pada sidik jari. Metode ekstraksi ini dipilih karena memiliki karakteristik unik yang dapat membantu dalam klasifikasi gender. Ekstraksi LBP akan berfokus pada pola tekstur di dalam gambar sidik jari dan ekstraksi ridge density akan berfokus pada pola geometris di dalam gambar sidik jari. Dalam konteks pengklasifikasian gender, perbedaan dalam pola-pola ini dapat mengandung informasi penting yang membedakan antara sidik jari pria dan wanita.

## II. TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

### A. Tinjauan Pustaka

Penelitian terkait klasifikasi gender berdasarkan gender dengan menggunakan metode LBP pernah dilakukan oleh Gornale, dkk. [2]. Pada penelitian ini mereka melakukan ekstraksi fitur tekstur untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan gender melalui sidik jari dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Sebanyak 400 sidik jari asli dikumpulkan dalam penelitian ini dari berbagai kelompok usia masyarakat perkotaan dan pedesaan sebagai bagian dari eksperimen. Model yang dibuat pada penelitian ini mengekstrak tiga fitur didalam sidik jari, yaitu kualitas gambar, tekstur gambar, dan karakteristik yang terkait dengan ekstraktabilitas fitur.

Pada penelitian ini memanfaatkan framework yang berbeda-beda untuk mendapatkan pola struktur lokal pada citra sidik jari, yaitu Completed LSP (CLSP), Robust LSP (RLSP), Completed Noise-invariant LSP (CNLP) dan Completed Noise-invariant Global-structure Pattern (CNGP). Nilai LBP yang didapatkan kemudian akan digabungkan menggunakan framework CLSP untuk menggabungkan pola LBP yang sudah didapat kedalam satu sinyal histogram. Hasil pengamatan eksperimental menunjukkan tingkat keberhasilan klasifikasi sebesar 95,88% dengan menggunakan fitur Local Binary Pattern (LBP).

Penelitian lain pernah dilakukan oleh Kruthi, dkk. [3] untuk mengidentifikasi gender berdasarkan sidik jari dengan menggabungkan metode ekstraksi citra LBP dan LPQ. Penelitian ini melakukan percobaan pada dua dataset yang berbeda, dataset pertama menggunakan dataset sidik jari yang disediakan oleh SDUMLA-HMT secara publik dan dataset kedua menggunakan dataset sidik jari yang mereka kumpulkan secara mandiri. Hasil dari penelitian yang didapatkan menunjukkan jika algoritma klasifikasi SVM, memperoleh nilai akurasi paling tinggi dengan memanfaatkan nilai ekstraksi fitur LBP dan LPQ secara bersamaan.

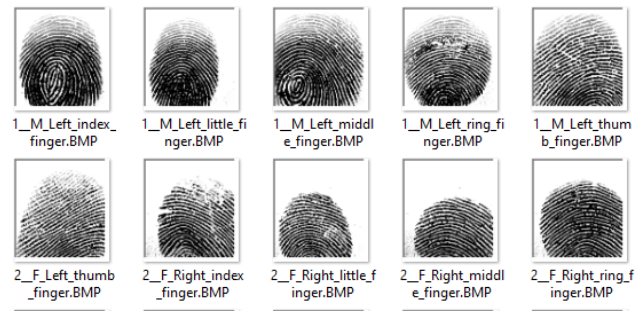
Penelitian yang dilakukan oleh Yamini, dkk [4], pada 223 volunteer berasal dari Thirupurur Taluk, ditemukan jika ridge density dapat menentukan gender pada seseorang. Ridge density adalah banyaknya pola garis-garis (ridges) yang terbentuk pada sidik jari manusia. Penelitian yang telah dilakukan oleh Yamini, dkk (2023) pada masyarakat Tamil, menemukan jika nilai ridge density pada wanita berkisar antara 11,2 hingga 12,2 / mm<sup>2</sup>, dengan rata-rata sebesar 11,95 ridges/ mm<sup>2</sup> dan nilai ridge density pada pria berkisar antara 12,1 -13,7 ridges/mm<sup>2</sup>, dengan rata-rata sebesar 12,9 ridges/mm<sup>2</sup>. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa rata-rata ridge density pada pria lebih tinggi daripada wanita.

Penelitian yang dilakukan oleh Andres, dkk. [5] yang melakukan percobaan evaluasi terhadap sidik jari 213 orang dewasa Spanyol. Partisipan pada penelitian ini dibagi menjadi dua kelompok berdasarkan usia, yaitu kelompok Junior (18 - 30 tahun) dan kelompok Senior (55-60 tahun). Kesimpulannya didapatkan jika terdapat hasil yang signifikan pada perbedaan ridge density yang dimiliki oleh pria dan wanita. Studi ini menunjukkan jika perbedaan ridge density tertinggi terlihat pada area radial dan ridge density pada wanita di temukan lebih besar daripada pria.

## B. Dasar Teori

### 1) Image Pre-Processing

Pemrosesan citra sangat penting untuk menghasilkan kualitas citra yang bagus, karena dapat mengurangi noise pada citra dan untuk meningkatkan kualitas dari gambar asli, agar dapat diproses dengan lebih optimal. Dalam citra sidik jari pemrosesan citra sangat bergantung pada metode yang digunakan, agar proses ekstraksi fitur dapat maksimal.



Gambar. 1. Sampel dataset sidik jari yang akan digunakan

Gambar 1 menunjukkan sampel dari dataset gambar sidik jari yang akan dipakai pada penelitian ini. Dari sampel dataset tersebut, jika diperhatikan secara sekilas gambar sidik jari masih kurang baik dikarenakan ada citra sidik jari yang hanya terambil sebagian dan ada citra yang terlihat lebih gelap dari pada citra lainnya, sehingga detail sidik jari menjadi tidak konsisten.

### 2) Pengurangan noise

Proses pengurangan noise merupakan proses untuk menghilangkan atau mengurangi noise yang diakibatkan oleh kerusakan di dalam citra. Noise terjadi ketika piksel yang terdapat pada citra menunjukkan nilai intensitas yang berbeda daripada nilai piksel sebenarnya yang diperoleh dari gambar Hambal, dkk. [6]. Tujuan dari pengurangan noise ini adalah untuk meningkatkan kualitas gambar sehingga lebih mudah untuk dianalisa. Proses ini akan di gunakan saat mengekstraksi fitur tekstur pada algoritma Local Binnary Pattern (LBP) pada penelitian ini. Contoh hasil citra yang mengalami noise dapat dilihat pada Gambar 2 saat terjadi noise dan Gambar 3 setelah noise gambar di kurangi.



Gambar. 2. Citra sidik jari sebelum di kurangi noise



Gambar. 3. Citra sidik jari setelah di kurangi noise

### 3) Peningkatan kontras

Peningkatan kontras merupakan teknik yang digunakan untuk mengubah distribusi intensitas piksel dalam citra sidik jari, supaya memperjelas perbedaan antara area gelap dan terang. Tujuan dari tahap ini adalah agar pola tekstur dan gambar sidik jari menjadi lebih jelas dan mudah untuk diidentifikasi, sehingga mempermudah proses ekstraksi fitur. Proses peningkatan kontras pada citra sangat berguna dalam membuat perbedaan warna dan kecerahan pada gambar menjadi lebih jelas, sehingga membantu untuk meningkatkan efek visual dan memunculkan detail-detail yang terdapat pada citra Zhang, dkk. [7]. Proses ini akan sangat berguna nantinya saat mengekstraksi fitur tekstur pada algoritma Local Binary Pattern (LBP) pada penelitian ini. Gambar 4 menunjukkan proses peningkatan kontras menggunakan teknik *histogram equalization*, dimana gambar sebelah kiri menunjukkan gambar asli dan sebelah kanan menunjukkan gambar setelah penyesuaian kontras.



Gambar. 4. Citra sidik jari sebelum dan sesudah peningkatan kontras

### 4) Binarization

Binarisasi merupakan proses untuk mengubah gambar grayscale menjadi gambar biner (hitam dan putih), sehingga piksel-piksel yang ada pada citra hanya memiliki dua nilai intensitas, yang biasanya ditandai dengan nilai 0 atau 1. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi objek dan latar belakang dalam citra dengan jelas. Gambar 5 menunjukkan contoh citra sidik jari sebelum binarisasi dan Gambar 6 sesudah binarisasi.



Gambar. 5. citra sidik jari sebelum binarisasi

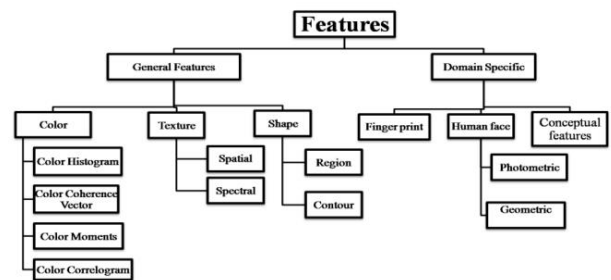


Gambar. 6. citra sidik jari sesudah binarisasi

### 5) Feature Extraction

Feature extraction dalam pengolahan citra merupakan proses untuk mengidentifikasi dan mengekstraksi informasi-informasi penting dari sebuah citra yang dilakukan dengan tujuan untuk melakukan proses analisis pada citra tersebut. Tujuan dari dilakukannya feature extraction adalah untuk mendapatkan fitur pada citra, yang dapat digunakan untuk melakukan pengenalan pada citra dan menghasilkan kumpulan fitur yang dapat diklasifikasi. Fitur yang diekstraksi pada sebuah citra dapat digunakan untuk memperoleh informasi pada citra, seperti informasi tepi, sudut, ridge, blobs, dan tekstur pada sebuah citra [8]. Berdasarkan jurnal yang dibuat oleh Sharma (2020) ekstraksi fitur berguna untuk mengurangi dimensi data asli menjadi lebih kecil yang membantu dalam menganalisa, mengolah, dan mengambil keputusan menjadi lebih efisien.

Pada jurnal yang diterbitkan oleh Salau dan Jain (2019) fitur yang diekstraksi pada sebuah citra dapat dibagi menjadi dua klasifikasi yaitu general features (GF) dan domain-specific features (DSF). Klasifikasi GF mengekstraksi fitur seperti warna, bentuk dan tekstur pada citra, sedangkan DSF mengekstraksi fitur yang bergantung pada aplikasi seperti fitur pada wajah manusia, sidik jari, dan fitur konseptual. Kedua klasifikasi ini diklasifikasikan lagi menjadi beberapa kategori yang ditunjukkan pada Gambar 7.



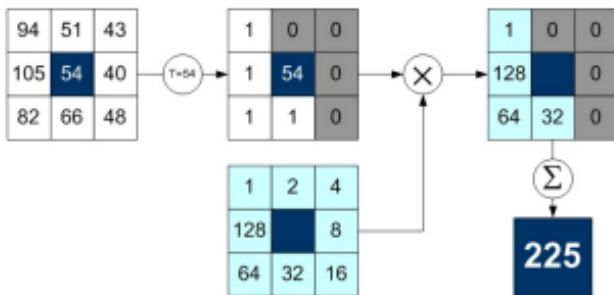
Gambar.1 Klasifikasi teknik ekstraksi fitur.

Sumber [9]

### 6) Local Binary Pattern

LBP merupakan salah satu metode yang digunakan dalam penelitian ini sebagai metode untuk melakukan ekstraksi fitur pada gambar sidik jari. LBP digunakan untuk mengambil fitur tekstur yang ada didalam citra. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Retnoningrum, dkk. [10] dia melakukan ekstraksi ciri pada citra telapak tangan manusia untuk melakukan proses identifikasi seseorang. Penelitian

tersebut memaparkan jika metode LBP sangat baik dalam melakukan ekstraksi fitur tekstur pada citra abu-abu (grayscale) dan dapat bekerja dengan baik dalam citra yang memiliki pencahayaan berbeda. LBP akan menghasilkan nilai sebaran histogram pada citra sidik jari yang dapat digunakan untuk menggambarkan pola tekstur lokal dan bentuk global dari citra, pada penelitian Retnoningrum, dkk. [10] berarti citra telapak tangan. Metode LBP digunakan mendapatkan deskripsi tekstur pada sebuah citra, pada penelitian ini, LBP akan dibuat dengan cara membagi citra sidik jari menjadi beberapa wilayah-wilayah,  $W_0, W_1, W_2, \dots, W_m$ . Wilayah yang dibagi tersebut bertujuan untuk menyederhanakan sidik jari menjadi matrix 3x3 piksel yang digunakan untuk mencari nilai histogram pada gambar tersebut. Dari matrix 3x3 tersebut metode LBP akan memilih salah satu piksel menjadi nilai tengah yang nantinya akan digunakan untuk membandingkan nilai piksel tersebut dengan nilai setiap piksel tetangga yang kemudian akan menghasilkan nilai matrix baru menjadi nilai 0 atau 1 pada proses thresholding.



Gambar. 3. Ilustrasi Tahap Kalkulasi dengan Metode LBP.  
Sumber [11]

Proses thresholding yang ditunjukkan pada Gambar 2.8, dilakukan dengan persyaratan apabila nilai piksel tetangga kurang dari nilai tengah yaitu nilai yang dipilih sebagai acuan piksel maka akan diberi nilai 0, sedangkan jika nilai piksel tetangga lebih dari nilai tengah maka akan diberi nilai 1. Proses thresholding dapat dilihat pada persamaan (1) dan (2). Persamaan (1) merupakan proses matematis untuk mengubah nilai biner yang didapatkan pada proses thresholding menjadi nilai desimal dan persamaan (2) merupakan proses thresholding.

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^7 S(g_p - g_c) 2^p \quad (1)$$

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^7 S(g_p - g_c) 2^p \quad (2)$$

#### 7) Ridge Density

Sidik jari (*fingerprint*) merupakan salah satu jenis data biometrik yang dimiliki oleh manusia. Sidik jari memiliki pola-pola dan karakteristik yang unik dan permanen pada setiap manusia, pola-pola yang terbentuk pada sidik jari memiliki visual garis-garis dan lekukan yang terdapat pada permukaan 10 ujung jari manusia. Dalam jurnal yang dibuat

oleh [12] mengatakan jika sidik jari yang dimiliki oleh manusia bersifat unik dan akan tetap sama selama sisa hidupnya, jika sidik jari tersebut tidak mengalami luka, bahkan pada orang yang terlahir kembar identik, mereka tetap mempunyai sidik jari yang berbeda. Berdasarkan dari penelitian yang telah dilakukan untuk mencari hubungan antara ridge density dengan gender, didapatkan jika wanita cenderung memiliki ridge density lebih banyak daripada pria [13], dari hasil penelitian tersebut dapat disimpulkan jika ada perbedaan yang signifikan pada ridge density pada pria dan wanita, di mana wanita lebih mempunyai jumlah ridge yang lebih tinggi dari pada Pria. Penelitian ini akan melakukan perhitungan fitur ridge density berdasarkan penelitian yang pernah dilakukan oleh Abdullah, dkk [14] yang dapat dilihat pada persamaan (3).

$$Ridge\ density = \frac{Jumlah\ Ridge}{25mm^2} \quad (3)$$

Keterangan persamaan (3):

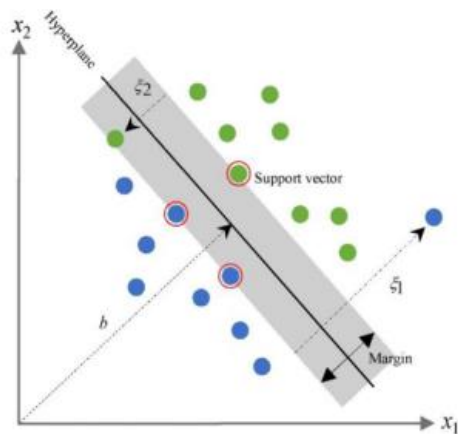
- Jumlah ridge adalah jumlah garis atau lipatan dalam area sidik jari
- $25mm^2$  merupakan area ukuran yang ditentukan

#### 8) Super Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma klasifikasi yang dipakai pada penelitian ini. SVM merupakan salah satu algoritma dalam supervised learning yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dan regresi. SVM dipilih karena kemampuannya yang sangat baik dalam mengklasifikasikan dua kelas yang berbeda (binary classification), karena desain SVM didesain untuk masalah klasifikasi biner Khouma, dkk. [15]. SVM digunakan untuk mencari hyperlane paling optimal dengan margin terjauh pada pemisahan dua buah kelas yang dibutuhkan dari input space Abdi, dkk. [16]. Hyperlane adalah garis atau bidang yang membagi dua buah kelas pada kasus ini pria dan wanita menjadi dua kelas yang perlu dipisahkan pada feature space. Feature space adalah ruang vektor berdimensi tinggi yang berisi nilai vektor data input, yang merepresentasikan data yang didapatkan pada algoritma SVM. Untuk mengubah data input dari input space ke dalam feature space dibutuhkan kernel yang digunakan untuk memisahkan kedua sampel klasifikasi secara linear melalui transformasi yang sesuai dalam ruang berdimensi tinggi, setelah memasukan data input ke dalam input space, SVM akan mencoba untuk



menemukan hyperlane yang digunakan untuk memisahkan kedua kelas kedalam input space. Abdi, dkk. [16].



Gambar. 4. Ilustrasi dari SVM.  
Sumber (Khouma, Diop, Fall, Ndiaye, & Farssi, 2019)

Gambar 4 menunjukkan ilustrasi *hyperplane* dan margin pada SVM. Terlihat pada gambar tersebut menunjukkan data input yang terdiri dari dua fitur yang di tandai dengan titik berwarna biru dan hijau. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dan data terdekat dari masing-masing kelas. Margin pada Gambar 4 ditunjukkan pada area berwarna abu-abu. Data-data yang terpisah oleh *hyperplane* menandakan data tersebut memiliki kelas yang berbeda. *Support vector* merupakan data input yang berada paling dekat dengan dengan margin seperti yang terlihat pada Gambar 4.

#### 9) Evaluasi Model

Dalam mengevaluasi kinerja model klasifikasi yang dibangun pada penelitian ini, maka perlu dilakukan perhitungan untuk mengetahui tingkat keberhasilan model dalam melakukan klasifikasi gender. Beberapa indikator yang dipakai untuk menguji keberhasilan model yang dibangun pada penelitian ini adalah Akurasi, Presisi, Recall, dan F-1 Score.

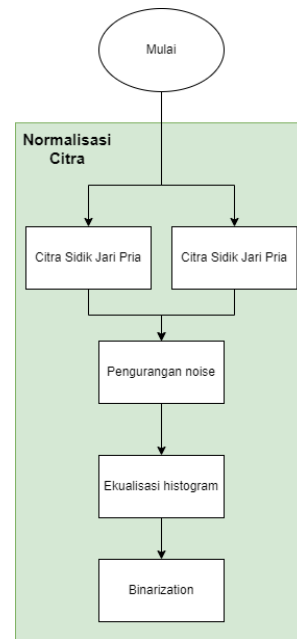
### III. METODOLOGI PENELITIAN

#### A. Diagram Sistem Penelitian

Diagram sistem pada penelitian ini akan terdiri dari 4 diantaranya:

##### 1) Normalisasi Citra

Tahapan normalisasi citra merupakan tahapan yang digunakan untuk meningkatkan kualitas citra sidik jari, agar nantinya fitur yang diekstraksi memiliki hasil yang baik. Tahapan normalisasi citra secara berturut dapat dilihat pada Gambar 5.

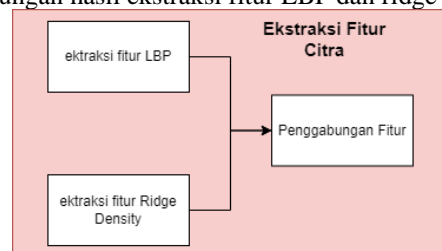


Gambar. 5. Diagram alir proses normalisasi citra

Untuk menghasilkan ekstraksi fitur LBP akan melalui dua tahapan normalisasi yaitu pengurangan noise dan ekualisasi histogram yang akan digunakan untuk meningkatkan kontras pada citra sidik jari. Kedua tahapan ini akan digunakan untuk mendapatkan fitur LBP yang berfokus pada tekstur dalam citra. Proses ekstraksi fitur LBP tidak melalui tahapan binarisasi tahapan ini digunakan untuk mendapatkan morfologi citra yang berfokus pada struktur geometris objek dalam citra, yang nantinya akan digunakan untuk mendapatkan fitur ridge density.

##### 2) Ekstraksi Fitur Citra

Setelah proses normalisasi citra, setiap citra sidik jari akan diekstraksi fiturnya dengan metode LBP untuk mendapatkan fitur tekstur dan metode ridge density untuk mendapatkan informasi kepadatan ridge. Kedua fitur tersebut kemudian digabungkan menjadi satu untuk merepresentasikan satu fitur yang terdapat pada citra sidik jari. Tahapan ekstraksi fitur citra secara berturut dapat dilihat pada Gambar 3.3. Proses ini akan menghasilkan fitur vektor yang terdiri dari penggabungan hasil ekstraksi fitur LBP dan ridge density.

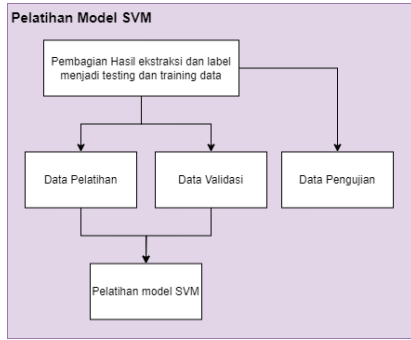


Gambar. 6. Diagram alir proses ekstraksi fitur citra

##### 3) Pelatihan Model Support Vector Machine

Pelatihan model dimulai dengan melakukan pembagian data citra sidik jari menjadi data training yang digunakan untuk melakukan pelatihan model klasifikasi dan data testing yang akan digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Data training akan dibagi menjadi data pelatihan dan data validasi. Data pelatihan ini akan digunakan untuk melatih model dalam mengenali pola-pola yang terdapat pada citra sidik jari untuk dapat melakukan klasifikasi pada

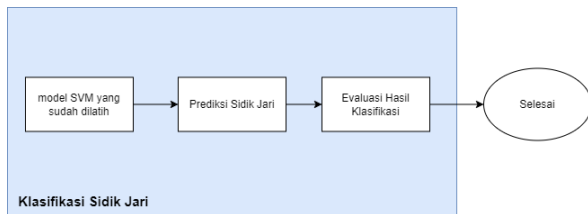
data baru dan data validasi akan digunakan untuk menguji kinerja model selama proses pelatihan. Sedangkan untuk data testing akan digunakan sebagai proses untuk mengevaluasi kinerja model yang sudah dilatih, dengan melakukan percobaan menggunakan data pengujian. Tahapan pelatihan model SVM secara berturut dapat dilihat pada Gambar 7 Proses pelatihan model SVM akan dimulai dengan membagikan dataset yang sudah memiliki fitur vektor pada tiap data beserta dengan label yang sudah diberikan, pembagian ini akan menghasilkan data pelatihan, data validasi, dan data pengujian.



Gambar. 7. Diagram alir proses ekstraksi fitur citra model machine learning

#### 4) Klasifikasi Sidik Jari

Pada tahap klasifikasi sidik jari, model SVM yang sudah dilatih akan digunakan untuk memprediksi gender pada citra sidik jari. Prediksi dilakukan dengan dua kategori kelas, yaitu pria dan wanita. Setelah proses klasifikasi pada model yang sudah dilatih selesai, maka selanjutnya akan dilakukan evaluasi kinerja model untuk menilai seberapa optimal model yang dibuat dengan membandingkan label sebenarnya dari tiap data pengujian dengan label yang diprediksi oleh model.



Gambar. 8. Diagram alir proses klasifikasi sidik jari

#### B. Pengumpulan dan pemilihan data sample sidik jari

Data citra sidik jari yang digunakan dalam penelitian ini adalah data yang telah diperoleh dari database sidik jari Sokoto Conventry Fingerprint Dataset (SOCOFing) yang tersedia pada platform kaggle. SOCOFing berisikan 6000 sidik jari dari 600 warga Africa dan sudah diberi label gender, tangan kiri atau tangan kanan, dan nama jari. Penelitian ini akan menggunakan 70% dari dataset untuk digunakan sebagai data pelatihan untuk pelatihan model, yang nantinya akan dibagi lagi menggunakan k-fold validation yang akan membuat setiap iterasi pada fold memiliki jumlah data pelatihan 89-90% dan data validasi 9-10% dan 30% untuk data pengujian untuk pengujian

performa model. Percobaan pembagian data yang di gunakan dalam membangun model dapat di lihat pada table 1.

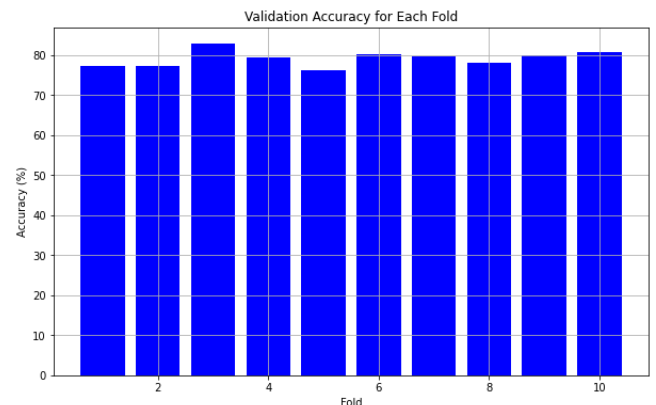
Percobaan Ke-	Jumlah citra laki-laki	Jumlah citra wanita	Data pelatihan	Data validasi	Data pengujian
1	4770	1230	4200	420	1800
2	1230	1230	1549 - 1550	172 - 173	738
3	4770	4770	6010 - 6011	667 - 668	2862

Tabel 1 Tabel percobaan sebaran nilai yang akan digunakan pada penelitian ini

## IV. IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

### A. Percobaan ke-1

Percobaan awal dalam penelitian ini adalah dengan menguji semua sidik jari yang terdapat pada folder Real. Citra yang terdapat pada folder ini menunjukkan ketimpangan antar kelas, di mana kelas pria memiliki citra lebih banyak dari pada kelas wanita yaitu sebanyak 3520 data. Hal ini menunjukkan adanya ketimpangan sebesar 58.33%. Pada Gambar 9 menunjukkan bagaimana akurasi yang dihasilkan oleh model ketika melakukan klasifikasi. Terlihat hasil akurasi yang cukup tinggi hingga mencapai 83%. Dengan rata-rata akurasi mencapai 79.21% dan dengan standar deviasi sebesar 1.8%, hal ini menunjukkan jika akurasi yang di hasilkan oleh percobaan ini cukup konsisten.



Gambar. 8. Sebaran akurasi pada model pada penggabungan fitur LBP, ridge density, dan lokasi jari

Dalam percobaan pertama ini, dilakukan empat percobaan pengujian terhadap variasi fitur untuk memahami bagaimana setiap fitur mempengaruhi performa model.

Tabel 2 menunjukkan hasil *confusion matrix* dari empat kombinasi fitur yang digunakan untuk melatih model.

Model menunjukkan performa akurasi yang baik dalam percobaan ini jika di lihat pada Gambar 8, namun jika di lihat pada nilai *confusion matrix* di temukan terdapat bias pada model yang dibangun.

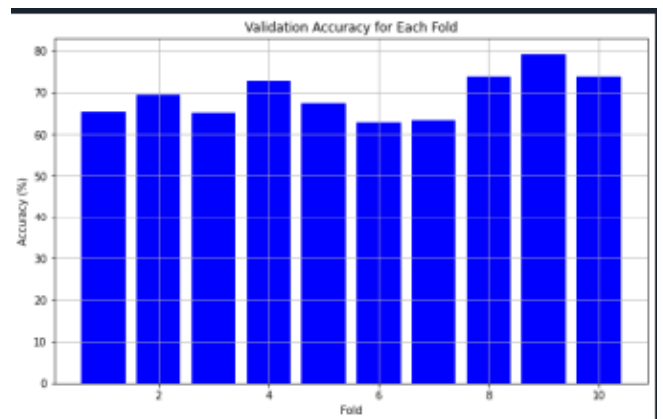
Fitur	Kelas	TP	TN	FP	FN
LBP, ridge density, dan lokasi jari	Pria	0	3327	0	873
	Wanita	0	0	0	0
LBP dan ridge density	Pria	0	3327	0	873
	Wanita	0	0	0	0
LBP dan lokasi jari	Pria	0	3329	0	871
	Wanita	0	0	0	0
Ridge density dan lokasi jari	Pria	0	3329	0	871
	Wanita	0	0	0	0

Tabel 2 Hasil *confusion matrix* dari empat kombinasi fitur

Berdasarkan pada informasi yang ditampilkan pada Tabel 2 dapat di ketahui jika nilai True Negative(TN) pada semua kelas termasuk kelas pria bernilai 0, hal ini menandakan jika model tidak dapat mengidentifikasi atau membedakan sidik jari wanita dan hanya sidik jari pria saja yang dapat diidentifikasi oleh model. Untuk semua percobaan penggabungan fitur nilai confusion matrix tidak mengalami perubahan sama sekali untuk kelas pria maupun wanita, yang artinya bahwa fitur yang ditambahkan tidak memberikan informasi tambahan yang signifikan bagi model untuk membedakan antara kedua kelas tersebut. Dari hasil tersebut dapat di simpulkan jika perbedaan jumlah data sidik jari pada tiap kelas sangat mempengaruhi pada kinerja model dalam melakukan prediksi dengan benar.

## B. Percobaan ke-2

Pada percobaan ini menggunakan total 2460 citra sidik jari, dengan jumlah kelas pria dan wanita yang seimbang, model SVM yang dilatih menggunakan kernel Linear dengan penggabungan tiga fitur utama, yaitu Local Binary Patterns (LBP), ridge density, dan informasi file citra sidik jari, telah menunjukkan variasi performa yang signifikan dalam 10-fold cross-validation. Hasil akurasi tertinggi dicapai pada fold ke-9 dengan nilai 79%, sedangkan akurasi terendah terjadi pada fold ke-3 dengan nilai 65%. Secara keseluruhan, rata-rata akurasi dari seluruh fold adalah 69.27%, dengan standar deviasi sebesar 5.15%. Hasil setiap fold dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar. 8. Sebaran akurasi pada penggabungan fitur LBP, ridge density, dan lokasi jari

Fold dengan akurasi tertinggi (79% pada fold ke-9) menunjukkan potensi model yang baik ketika dilatih dan divalidasi dengan data yang memiliki distribusi yang mungkin lebih ideal. Namun, adanya fold dengan akurasi rendah (65% pada fold ke-3) menandakan bahwa model mungkin mengalami kesulitan dengan data yang berbeda secara signifikan dari data pelatihan lainnya, yang mengarah pada kemungkinan adanya overfitting atau underfitting pada beberapa subset data. Rata-rata akurasi sebesar 69.27% mengindikasikan bahwa model SVM dengan kernel Linear mampu mengklasifikasikan data dengan cukup baik. Namun, variasi akurasi yang cukup besar, yang ditunjukkan oleh standar deviasi 5.15%, mengungkapkan adanya inkonsistensi performa model di berbagai fold. Variasi ini mungkin disebabkan oleh perbedaan dalam distribusi data pada setiap subset pelatihan dan validasi, yang menunjukkan bahwa model ini sensitif terhadap perbedaan-perbedaan tersebut.

Dalam penelitian ini, dilakukan empat percobaan pengujian terhadap variasi fitur untuk memahami bagaimana setiap fitur mempengaruhi performa model. Tabel 3 menunjukkan hasil metrik evaluasi dari empat kombinasi fitur yang digunakan untuk melatih model.

	Akurasi Rata-Rata (%)	Presisi Rata-Rata (%)	Recall Rata-Rata (%)	F1 Score Rata-Rata (%)
LBP, ridge density, dan lokasi jari	68.20	68.40	68.20	68.30
LBP dan ridge density	66.10	66.50	66.30	66.40
LBP dan lokasi jari	66.10	66.40	65.90	66.20
Ridge density dan lokasi jari	61.70	61.40	61.20	61.30

Tabel 2 Hasil *evaluation metric* dari empat kombinasi fitur percobaan ke-2

Secara menyeluruh hasil analisis pada ke-4 percobaan penggabungan fitur dengan metode k-fold validation dalam melatih model untuk melakukan klasifikasi sidik jari dapat dirangkum jika Kombinasi LBP, ridge density, dan lokasi jari menghasilkan performa terbaik dengan akurasi, recall, dan

F1 score tertinggi (0.79) pada percobaan ke-9. Fitur lokasi jari membantu dalam meningkatkan rata – rata akurasi model sebanyak 1.74%, fitur ridge density membantu dalam meningkatkan rata – rata akurasi model sebanyak 0.58%, dan fitur LBP membantu dalam meningkatkan rata – rata akurasi model sebanyak 5.34%. Dari hasil tersebut menunjukkan jika fitur yang paling krusial dalam meningkatkan akurasi model dalam setiap percobaan adalah LBP, hal ini di karenakan atribut fitur yang di hasilkan lebih banyak ketimbang dengan fitur ridge density dan lokasi jari.

Berdasarkan analisis data, dapat disimpulkan bahwa kombinasi fitur LBP dan lokasi jari menghasilkan performa terbaik untuk model klasifikasi, dengan rata-rata akurasi, presisi, recall, dan F-1 score sekitar 71%. Hal ini menunjukkan bahwa informasi tekstur dari LBP dan informasi posisi dari lokasi jari sangat efektif dalam meningkatkan kinerja model. Penggunaan ketiga fitur (LBP, Ridge Density, dan lokasi jari) juga memberikan hasil yang baik, dengan metrik performa sekitar 69%, namun tidak sebaik kombinasi LBP dan lokasi jari saja. Kombinasi fitur LBP dan Ridge Density memberikan hasil yang cukup memuaskan dengan metrik sekitar 67%, tetapi tetap lebih rendah dibandingkan kombinasi yang melibatkan lokasi jari. Di sisi lain, kombinasi fitur Ridge Density dan lokasi jari menghasilkan performa terendah, dengan semua metrik sekitar 64%, menunjukkan bahwa tanpa informasi tekstur (LBP), model tidak dapat mencapai kinerja yang optimal. Secara keseluruhan, fitur LBP dan lokasi jari adalah yang paling berpengaruh dalam meningkatkan akurasi dan efektivitas model klasifikasi dalam studi ini.

### C. Percobaan ke-3

Dalam percobaan terakhir menggunakan total 9520 citra sidik jari, dengan jumlah kelas pria dan wanita yang seimbang, diperoleh hasil yang signifikan. Berdasarkan data performa model yang ditunjukkan oleh Tabel 4, diperoleh hasil akurasi tertinggi yang dapat dicapai oleh model sebesar 0,88 atau 88%. Dari uji performa model pada percobaan ini, dapat disimpulkan bahwa jumlah data set sangat mempengaruhi hasil akurasi. Hasil uji performa model untuk setiap percobaan penggabungan fitur di tunjukkan pada Tabel 3.

ur	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1Score (%)
LBP, Ridge Density, dan Lokasi Jari	86.50	86.90	86.60	88.70
LBP dan Ridge Density	86.60	86.70	86.60	88.70
LBP dan Lokasi Jari	86.20	87.60	86.60	87.10
Ridge Density dan Lokasi Jari	61.20	61.50	61.30	61.30

Tabel 3 Hasil *evaluation metric* dari empat kombinasi fitur percobaan ke-3

Secara menyeluruh hasil analisis pada ke-4 percobaan penggabungan fitur dengan metode k-fold validation dalam melatih model untuk melakukan klasifikasi sidik jari dapat di rangkum yaitu jika kombinasi LBP, ridge density, dan lokasi jari menghasilkan performa yang tidak jauh dengan kombinasi LBP dan ridge density. Sehingga dapat di simpulkan jika fitur lokasi jari tidak berpengaruh secara signifikan pada percobaan ini. Fitur lokasi jari membantu dalam meningkatkan rata – rata akurasi model sebanyak 0.15%, fitur ridge density membantu dalam meningkatkan rata – rata akurasi model sebanyak 0.58%, dan fitur LBP membantu dalam meningkatkan rata – rata akurasi model secara signifikan yaitu sebanyak 25.23%. Dari hasil tersebut menunjukkan jika fitur yang paling krusial dalam meningkatkan akurasi model dalam setiap percobaan adalah LBP, hal ini di karenakan atribut fitur yang di hasilkan lebih banyak ketimbang dengan fitur ridge density dan lokasi jari.

Ekstraksi fitur LBP, ridge density, dan lokasi jari memiliki tingkat akurasi yang sama dengan ekstraksi fitur LBP dan ridge density, menjadi metode identifikasi sidik jari yang paling akurat dengan akurasi 87%. Nilai recall tertinggi diperoleh pada ekstraksi fitur LBP, ridge density, dan lokasi jari, mencapai 87%, menandakan bahwa model yang menggunakan ekstraksi ini mampu mengidentifikasi 87% sidik jari dengan benar. Namun, nilai F1 score terendah dihasilkan oleh ekstraksi fitur ridge density dan lokasi jari, yaitu sebesar 69%, sementara nilai presisi tertinggi dicapai oleh metode ekstraksi LBP dan ridge density, mencapai 89%. Presisi 89% menunjukkan tingkat kepastian tinggi dalam mengidentifikasi sidik jari secara positif. Penggabungan fitur ridge density dan lokasi jari menghasilkan performa paling rendah dibandingkan dengan yang lain, dengan akurasi, presisi, recall, dan F1 score sebesar 61%, menunjukkan bahwa sekitar 39% data salah diprediksi oleh model karena menghasilkan vektor fitur yang paling sedikit. Meskipun demikian, ketiga metode lainnya memberikan performa di atas 80% untuk semua metrik evaluasi, dengan perbedaan yang tidak terlalu signifikan di antara mereka.

### D. Diskusi semua percobaan

Berdasarkan ketiga percobaan yang dilakukan, ditemukan bahwa perbedaan jumlah sampel data pada setiap kelas dapat mempengaruhi bias pada hasil uji performa model. Pada percobaan pertama, perbedaan jumlah sampel antara kelas wanita dan pria menyebabkan model overfitting, di mana model hanya mengenali pola citra sidik jari kelas pria dan gagal mengenali pola kelas wanita. Hal ini terlihat dari prediksi model yang selalu mengidentifikasi data validasi sebagai kelas pria, menghasilkan nilai False Positives dan True Negatives pada kelas pria sebesar 0, dan semua metrik evaluasi pada kelas wanita juga bernilai 0. Untuk mengatasi masalah ini, percobaan kedua dilakukan dengan menyeimbangkan sampel data pada setiap kelas. Hasilnya menunjukkan peningkatan signifikan dalam keandalan data, di mana model sudah mampu mengenali sampel kelas wanita. Namun, ditemukan bahwa jumlah fitur vektor yang digunakan dalam membangun model sangat mempengaruhi kinerja model, dengan hasil terbaik terjadi pada penggabungan ketiga fitur. Percobaan ketiga menambahkan sampel data pada setiap kelas, menghasilkan peningkatan



yang signifikan dalam metrik evaluasi, terutama pada akurasi yang meningkat 18%, mencapai nilai tertinggi 87%. Keseluruhan, model yang dilatih cenderung melakukan prediksi yang benar pada kelas laki-laki, yang tercermin dari nilai matriks kebingungan pada setiap percobaan.

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan terdapat beberapa kesimpulan yang dapat diambil yaitu sebagai berikut:

1. Banyaknya sample data pada tiap kelas sangat memengaruhi hasil akurasi model secara signifikan dan memberi hasil yang signifikan dalam memperkaya pembelajaran pada model, terlihat pada hasil percobaan 1 sampai percobaan tiga yang terus mengalami kenaikan nilai metrik evaluasi selama proses penambahan sample data pada tiap kelas.
2. Menyeimbangkan jumlah sampel antara kelas wanita dan pria sangat penting untuk menghindari bias dan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola dari kedua kelas. Hal ini terbukti ketika model pada percobaan 1 tidak mampu mengenali sample kelas wanita di karena terjadinya perbedaan jumlah sample sebanyak 20.5%. Namun ketika di seimbangkan pada percobaan 2 model sudah dapat mengenali sample kelas wanita.
3. Menggunakan dataset yang lebih besar atau melakukan augmentasi data dapat membantu model untuk belajar lebih baik dan meningkatkan kemampuannya dalam menggeneralisasi data baru. Hal ini terbukti ketika model pada percobaan 2 hanya dapat menghasilkan rata – rata akurasi tertinggi sebesar 69%, namun ketika percobaan 3 dilakukan dengan menambahkan data augmentasi dari folder altered easy, akurasi yang di hasilkan naik sebesar 18%.
4. Menggunakan kombinasi fitur yang lebih lengkap (LBP, ridge density, dan lokasi jari) memberikan performa terbaik. Jumlah dan jenis fitur vektor yang digunakan sangat mempengaruhi hasil kinerja model. Hal ini di buktikan pada percobaan ke 2 dan ke 3, di mana penggabungan fitur yang menghasilkan vector features terendah yaitu penggabungan fitur ridge density dan lokasi jari menghasilkan nilai metrik evaluasi terendah pada setiap percobaan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. F. Abdi, Kusri, dan M. P. Kurniawan, "LOCAL BINARY PATTERN UNTUK EKTRAKSI TEKSTUR GAMBAR WAJAH MENGGUNAKAN MASKER DAN TANPA MASKER," *Technologia*, vol. 1, 2022. Tersedia di: <https://ojs.uniska-bjm.ac.id/index.php/JIT/article/view/6275>
- [2] S. F. Abdullah, A. F. Rahman, dan Z. A. Abas, "CLASSIFICATION OF GENDER BY USING FINGERPRINT RIDGE DENSITY IN NORTHERN PART OF MALAYSIA," *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 3, 2015. Tersedia di: [https://www.researchgate.net/publication/290495401\\_Classification\\_of\\_gender\\_by\\_using\\_fingerprint\\_ridge\\_density\\_in\\_northern\\_part\\_of\\_Malaysia](https://www.researchgate.net/publication/290495401_Classification_of_gender_by_using_fingerprint_ridge_density_in_northern_part_of_Malaysia)
- [3] A. S. Andrés, J. A. Barea, N. Rivaldería, C. A. Rodríguez, dan E. G. Redomero, "Impact of aging on fingerprint ridge density: Anthropometry and forensic implications in sex inference," *Science & Justice*, vol. 1, 2018. Tersedia di: [https://www.researchgate.net/publication/324934309\\_Impact\\_of\\_aging\\_on\\_fingerprint\\_ridge\\_density\\_Anthropometry\\_and\\_forensic\\_implications\\_in\\_sex\\_inference](https://www.researchgate.net/publication/324934309_Impact_of_aging_on_fingerprint_ridge_density_Anthropometry_and_forensic_implications_in_sex_inference)
- [4] D. Asamoah, E. O. Oppong, S. O. Oppong, dan J. Danso, "Measuring the Performance of Image Contrast Enhancement Technique," *International Journal of Computer Applications*, vol. 5, 2018.
- [5] A. Burkov, *The Hundred-Page Machine Learning Book*, Andriy Burkov, 2019.
- [6] A. Çevik, A. E. Kurtoglu, dan M. Bilgehan, "SUPPORT VECTOR MACHINES IN STRUCTURAL ENGINEERING: A REVIEW," *JOURNAL OF CIVIL ENGINEERING AND MANAGEMENT*, 2015. Tersedia di: [https://www.researchgate.net/publication/274265161\\_Support\\_vector\\_machines\\_in\\_structural\\_engineering\\_A\\_review](https://www.researchgate.net/publication/274265161_Support_vector_machines_in_structural_engineering_A_review)
- [7] A. Chauhan dan S. Shukla, "Feasibility of Ridge Density: A Comparative Study of Fingerprint Ridge Densities among Different Indian Population," *Journal of Forensic Sciences & Criminal Investigation*, 2017. Tersedia di: <https://juniperpublishers.com/jfsci/pdf/JFSCIMS.ID.555654.pdf>
- [8] S. S. Gornale, B. M. dan R. K., "fingerprint based gender classification using local binary patterns," *International Journal of Computational Intelligence Research*, 2017. Tersedia di: [https://www.ripublication.com/ijcir17/ijcirv13n2\\_09.pdf](https://www.ripublication.com/ijcir17/ijcirv13n2_09.pdf)
- [9] A. M. Hambal, D. Z. Pei, dan F. L. Ishabailu, "Image Noise Reduction and Filtering Techniques," *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 1, 2015.
- [10] O. Khouma, I. Diop, P. A. Fall, M. L. Ndiaye, dan S. M. Farssi, "Novel Classification Method of Spikes Morphology in EEG Signal Using Machine Learning," *Second International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences (ICDS 2018)*, pp. 3-5, 2019. Tersedia di: [https://www.researchgate.net/publication/331308937\\_Novel\\_Classification\\_Method\\_of\\_Spikes\\_Morphology\\_in\\_EEG\\_Signal\\_Using\\_Machine\\_Learning](https://www.researchgate.net/publication/331308937_Novel_Classification_Method_of_Spikes_Morphology_in_EEG_Signal_Using_Machine_Learning)
- [11] K. Patil, A. Kruthi, dan S. Gornale, "Fusion of Local Binary Pattern and Local Phase Quantization features set for Gender Classification using Fingerprints," *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, 2019. Tersedia di: [https://www.researchgate.net/publication/331703416\\_Fusion\\_of\\_Local\\_Binary\\_Pattern\\_and\\_Local\\_Phase\\_Quantization\\_features\\_set\\_for\\_Gender\\_Classification\\_using\\_Fingerprints](https://www.researchgate.net/publication/331703416_Fusion_of_Local_Binary_Pattern_and_Local_Phase_Quantization_features_set_for_Gender_Classification_using_Fingerprints)
- [12] N. Kumar dan P. Verma, "FINGERPRINT IMAGE ENHANCEMENT AND MINUTIA," *International Journal of Engineering Sciences & Emerging Technologies*, 2012.
- [13] F. R. Lubanraja, E. Fitri, J. Ardiansyah, A. Junaidi, dan R. Prabowo, "Abstract Classification Using Support Vector Machine Algorithm (Case Study: Abstract in a Computer Science Journal)," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 9, 2021. Tersedia di: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1751/1/012042/pdf>
- [14] E. Prakasa, "Ekstraksi Ciri Tekstur dengan Menggunakan Local Binary Pattern," *Pusat Penelitian Informatika, Lembaga Ilmu Pengetahuan Indonesia (INKOM)*, 2015. Tersedia di: [https://www.researchgate.net/publication/305152373\\_Texture\\_Feature\\_Extraction\\_by\\_Using\\_Local\\_Binary\\_Pattern](https://www.researchgate.net/publication/305152373_Texture_Feature_Extraction_by_Using_Local_Binary_Pattern)
- [15] D. Retnoningrum, A. W. Widodo, dan A. M. Rahman, "Ekstraksi Ciri Pada Telapak Tangan Dengan Metode Local Binary Pattern (LBP)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2019. Tersedia di: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/4772/2207>
- [16] K. Saddami, K. Munadi, A. Yuwaldi, dan F. Arnia, "Improvement of binarization performance using local otsu thresholding," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 3, 2019. Tersedia di: [https://www.researchgate.net/profile/Khairun-Saddami/publication/328715979\\_Improvement\\_of\\_Binarization\\_Performance\\_using\\_Local\\_Otsu\\_Thresholding/links/5e7c6a4b92851caef49da0c7/Improvement-of-Binarization-Performance-using-Local-Otsu-Thresholding.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Khairun-Saddami/publication/328715979_Improvement_of_Binarization_Performance_using_Local_Otsu_Thresholding/links/5e7c6a4b92851caef49da0c7/Improvement-of-Binarization-Performance-using-Local-Otsu-Thresholding.pdf)
- [17] A. O. Salau dan S. Jain, "Feature Extraction: A Survey of the Types, Techniques, Applications," *IEEE*, 2019. Tersedia di: [https://www.researchgate.net/publication/338366329\\_Feature\\_Extraction\\_A\\_Survey\\_of\\_the\\_Types\\_Techniques\\_Applications](https://www.researchgate.net/publication/338366329_Feature_Extraction_A_Survey_of_the_Types_Techniques_Applications)

- [18] H. Salsabila, E. Rachmawati, dan F. Sthevanie, "Klasifikasi Gender Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Metode Local Binary Pattern dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Tugas Akhir Fakultas Informatika*, vol. 1, 2021. Tersedia di: <https://repository.telkomuniversity.ac.id/pustaka/167771/klasifikasi-gender-berdasarkan-citra-wajah-menggunakan-metode-local-binary-pattern-dan-k-nearest-neighbor.html>
- [19] A. Sharma dan M. Chawla, "Fingerprint matching Using Minutiae Extraction Techniques," *Journal of Advances in Electrical Devices*, vol. 2-4, 2016. Tersedia di: <https://core.ac.uk/download/pdf/230495427.pdf>
- [20] R. Sharma dan P. Abrol, "Image Feature Extraction Techniques," *International Journal of Scientific and Technical Advancements (IJSTA)*, vol. 1, 2020. Tersedia di: [https://www.researchgate.net/publication/350975404\\_Image\\_feature\\_extraction\\_techniques](https://www.researchgate.net/publication/350975404_Image_feature_extraction_techniques)
- [21] Y. I. Shehu, A. R. Garcia, V. Palade, dan A. James, "Sokoto Coventry Fingerprint Dataset," arXiv, 2022.
- [22] B. Yuwono, "IMAGE SMOOTHING MENGGUNAKAN MEAN FILTERING, MEDIAN FILTERING, MODUS FILTERING DAN GAUSSIAN FILTERING," *TELEMATIKA*, vol. 2, 2010. Tersedia di: <http://jurnal.upnyk.ac.id/index.php/telematika/article/view/416/377>
- [23] X. Zhang, Y. Ren, G. Zhen, Y. Shan, dan C. Chu, "A color image contrast enhancement method," *PLOS ONE*, vol. 1, 2023.