

# SISTEM PENGENALAN PEMBULUH DARAH JARI MANUSIA MENGUNAKAN METODE WEBER LOCAL BINARY PATTERN (WLBP)

## *HUMAN FINGER VEIN RECOGNITION SYSTEM USING WEBER LOCAL BINARY PATTERN (WLBP) METHOD*

Adhia Dinda Sofia Afifah Masyhuri<sup>1</sup>, Anggunmeka Luhur Prasasti, S.T., M.T<sub>2</sub>, Roswan  
Latuconsina, S.T., M.T<sub>3</sub>

<sup>1,2,3</sup>Prodi S1 Teknik Komputer, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom  
<sup>1</sup>adhiadinda@student.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>anggunmeka@telkomuniversity.co.id,  
<sup>3</sup>roswan@telkomuniversity.ac.id

### Abstrak

Sistem pengenalan biometrik mengacu pada identifikasi secara otomatis terhadap manusia berdasarkan karakteristik tingkah laku manusia. Salah satu pengenalan biometrik adalah pengenalan pembuluh darah jari manusia. *Finger vein* merupakan pembuluh darah yang berada pada jari manusia, beberapa literatur menjelaskan *finger vein* memiliki hal yang unik, sehingga dikembangkanlah sistem pengenalan biometrik pada pembuluh darah jari manusia. Pada penelitian ini dirancang sistem deteksi dan identifikasi individu menggunakan pembuluh darah jari manusia dengan metode *Weber Local Binary Pattern* (WLBP). Metode WLBP merupakan gabungan dari metode LBP dan hukum Weber, WLBP memiliki keunggulan dalam memperhatikan intensitas dan variasi terkecil. Pada penelitian ini, proses akuisi citra dilakukan menggunakan kamera endoskop. Kamera endoskop memiliki sensor yang tidak dapat memblokir cahaya infrared dan dapat diserap oleh lapisan kulit sehingga mendapatkan gambar pembuluh darah jari yang lebih jelas. Hasil akuisisi citra membutuhkan proses *preprocessing* untuk memperjelas gambar pembuluh darah pada jari. Proses indentifikasi menggunakan klasifikasi K-NN. Klasifikasi K-NN dilakukan dengan nilai  $K = 3$ , penelitian ini menggunakan 50 data latih dan 50 data uji yang diambil dari 5 individu.

**Kata kunci :** Sistem Biometrik, Pembuluh Darah Jari, WLBP, K-NN

### Abstract

Biometric recognition system refers to automatic identification of humans based on the characteristics of human behavior. One of the biometric introductions is finger vein identification. Finger veins are blood vessels that are in human fingers, some literature explains that finger veins have unique things, therefore biometric recognition system in human finger veins was developed. In this study, a detection and identification system for individuals using human finger blood vessels was designed using the Weber Local Binary Pattern (WLBP) method. The WLBP method is a combination of the LBP method and Weber's law, WLBP has the advantage of paying attention to the smallest intensity and variation. In this study, the image acquisition process was carried out using an endoscope camera. The endoscope camera has a sensor that cannot block infrared light, which can be absorbed by the skin layer to give a clearer picture of the finger blood vessels. The results of image acquisition require a preprocessing process to clarify the image of blood vessels on the fingers. The identification process uses the K-NN classification. K-NN classification is done with a value of  $K = 3$ , this study uses 50 training data and 50 test data that take from 5 individu.

**Keyword:** Biometric System, Finger Vein, WLBP

### 1. Pendahuluan

Keamanan informasi menjadi masalah yang cukup penting di era industri 4.0, terutama informasi pribadi, kecocokan data yang akurat menjadi salah satu pertimbangan hal tersebut. Sistem biometrik saat ini sangatlah populer untuk menangani masalah tersebut. Pemanfaatan teknologi yang semakin maju dapat mengatasi hal-hal yang tidak diinginkan dalam hal kebocoran informasi. Pemanfaatan biometrik yang digunakan dalam hal ini seperti pengenalan wajah, iris mata, sidik jari serta pembuluh darah jari [1].

Pembuluh darah jari merupakan salah satu citra biometrik yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi seseorang. Teknologi pembuluh darah jari saat ini sudah cukup pesat dan dapat dikatakan cukup handal karna keakuratannya, pembuluh darah jari merupakan citra yang dirasa

cukup canggih, karna memiliki karakteristik unik, stabil dan sulit ditiru. Pengenalan pembuluh darah jari juga memiliki keunggulan dalam kecepatan mengenali citra yang dimilikinya [2].

Otentifikasi dari pembuluh darah jari dapat digunakan sebagai metode untuk melakukan verifikasi identitas pribadi dari individu melalui pengenalan pola vena yang unik dari masing-masing individu.

## 2. Dasar Teori

### 2.1 Biometrik

Sistem pengenalan biometrik mengacu pada identifikasi seorang individu secara otomatis berdasarkan psikologi atau karakteristik tingkah laku manusia [3]. Setiap individu memiliki ciri biometrik yang berbeda dan unik. Ada beberapa jenis biometrik antara lain adalah pengenalan sidik jari, wajah, pembuluh darah jari, dan lain-lain [1]. Biometrik memiliki beberapa karakteristik lain, selain setiap individu memiliki ciri biometrik yang berbeda, karakteristik lain dari biometrik adalah universal yang berarti terdapat pada setiap orang. Selain itu ciri biometrik yang lain adalah tidak mudah dipalsukan [4].

### 2.2 Pembuluh Darah Jari

Pembuluh darah jari atau yang biasa disebut dengan *finger vein* termasuk salah satu pengenalan biometrik yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi seorang individu [5]. Pembuluh darah jari merupakan biometrik yang mendeteksi gambar pola pembuluh darah yang terdapat dibawah permukaan kulit manusia. Sistem biometrik pada pembuluh darah juga menjadi salah satu sistem yang dapat dikatakan akurat karna pada dasarnya pembuluh darah adalah bagian dari tubuh manusia yang memiliki ciri khusus karna tidak setiap manusia memiliki ciri biometrik pada pembuluh darah dengan ciri yang sama [6]. Hal yang membuat keakuratan tidak tepat pada pengambilan gambar pembuluh darah jari adalah pencahayaan saat pengambilan akuisi citra dan proses *cropping* otomatis [7]. Oleh sebab itu semakin berkembangnya teknologi, identifikasi pembuluh darah jari menjadi fokus utama dalam bidang biometrik.

### 2.3 Weber Local Binary Pattern (WLBP)

*Weber Local Binary Pattern* atau yang dapat disingkat menjadi WLBP merupakan gabungan atau kombinasi dari *Weber's law* dan *Local Binary Pattern* (LBP) sebagai metode untuk ekstraksi ciri [1]. *Local Binary Pattern* termasuk salah satu metode klasifikasi tekstur yang cukup terkenal dan banyak dipakai. LBP mengambil gambar dari tekstur asli dan dibandingkan dengan intensitas piksel pusat dan sekitarnya [8]. LBP dapat ditunjukkan sebagai berikut:

$$LBP_{p,R}(X_c) = \sum_{i=0}^{p-1} S(x_i - x_c) 2^i \quad (1)$$

$$\text{dimana, } S_{(x)} = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

Dalam metode LBP yang sering digunakan untuk ekstraksi fitur, LBP menghasilkan biner dengan ambang batas piksel disekitarnya  $\{x_i, \dots, x_{p-i}\}$  dan  $x_c$  menjadi pusat piksel. Nilai tengah dari piksel LBP diperoleh dengan mengubah nilai biner menjadi nilai desimal. Nilai piksel yang lebih besar dari nilai tengah piksel akan diubah menjadi nilai 1 jika lebih kecil menjadi nilai 0 [9].

LBP menunjukkan variasi secara efektif tetapi mengabaikan intensitas dari variasi tersebut. Hal ini yang ditangkap oleh hukum Weber bahwa kenaikan persepsi terkecil sebanding dengan intensitasnya. Hukum Weber yang diciptakan oleh E.H Weber, seorang psikolog, menyatakan bahwa apa yang dilakukan manusia itu tergantung dari suasana yang ada disekitarnya, seperti orang harus berteriak pada lingkungan yang bising agar dapat didengar oleh orang sekitarnya sedangkan suara berbisik sangat mudah didengarkan pada ruangan yang sunyi. Hukum Weber dapat dinyatakan sebagai berikut [9].

$$\frac{\Delta I}{I_{bckgrd}} = K \quad (2)$$

Dengan  $\Delta I$  mewakili ambang kenaikan  $I_{bckgrd}$  mewakili intensitas asalnya dan  $K$  menjadi konstanta. LBP hanya membandingkan nilai *grayscale* antara nilai piksel tengah dan sekitarnya, tanpa memperhatikan intensitas dari variasinya. Agar pengguna metode LBP dapat lebih efektif, LBP di sesuaikan dengan *Weber's law* dan dapat didefinisikan sebagai berikut [9]:

$$WLBP_{P,R,K}(x_c) = \sum_{l=0}^{P-1} S\left(\frac{|x_i - x_c|}{x_c}\right) 2^l \quad (3)$$

dimana,  $S(x) = \begin{cases} 1 & x \geq K \\ 0 & x < K \end{cases}$

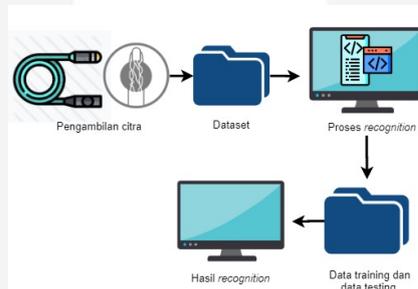
Disini konstanta  $K$  dianggap menjadi ambang batas untuk membagi nilai sekitar menjadi dua. Jika  $\frac{|x_i - x_c|}{x_c} \geq K$ , nilai piksel disekililing  $x_i$  dianggap menjadi titik persepsi tertinggi di  $x_c$  dan sebaliknya.

### 2.3 K-Nearest Neighbors (K-NN)

Metode k-NN termasuk metode tertua dan sederhana untuk klasifikasi pada pola, walaupun termasuk metode yang terbilang tua, tapi k-NN tetap menghasilkan hasil yang kompetitif. K-NN mengklasifikasikan tetangga terdekat di sekitar objek yang akan di klasifikasikan, oleh karna itu cara kerjanya ditentukan oleh jarak *metrics* yang digunakan untuk mengidentifikasi nilai tetangganya [6]. Untuk menerapkan metode k-NN, perlu memilih nilai yang sesuai dengan nilai  $k$ , dan keberhasilan kalsifikasi ditentukan dari nilai ketetanggaan [10].

## 3. Perancangan Sistem

### 3.1. Gambaran Umum



Gambar 1. Gambaran Umum

Seperti sistem biometric lainnya, user akan melakukan registrasi terlebih dahulu dan melakukan pengambilan gambar yang akan disimpan di dataset. Setelah itu citra akan di proses pada *preprocessing* agar mendapatkan hasil citra yang baik sebelum dilakukan proses ekstraksi ciri dengan menggunakan metode WLBP. Setelah dilakukan proses *preprocessing* selanjutnya citra akan di proses dengan ekstraksi ciri, output yang didapatkan dari proses ekstraksi ciri adalah nilai *array* yang selanjutnya akan digunakan untuk proses klasifikasi menggunakan klasifikasi K-NN. Klasifikasi K-NN akan memprediksi kecocokan dari hasil nilai ketetanggaan terdekat dan setelah itu akan mengeluarkan nama pemilik jari.

### 3.2 Perancangan Perangkat Keras

Proses pengambilan citra dilakukan dengan menggunakan perangkat yang mendukung untuk mendapatkan citra *finger vein* yang baik. Untuk menghasilkan perangkat yang mendukung di butuhkan beberapa komponen yang juga mendukung, komponen yang dapat mendukung sebagai berikut:

#### 1. Kamera Endoskop

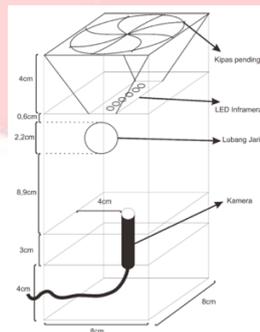
Kamera endoskop digunakan karna dapat menangkap sinar inframerah, pengambilan gambar untuk *finger vein* membutuhkan sinar inframerah yang dapat menembus kulit sehingga citra *finger vein* dapat terlihat jelas, kamera endoskop adalah salah satu kamera yang dapat menangkap sinar inframerah.

## 2. LED Infrared

Untuk menangkap citra pembuluh darah yang baik, diperlukan alat yang mendukung untuk menangkap citra, salah satunya adalah *LED* inframerah. *LED* inframerah digunakan sebagai cahaya yang dapat menembus kulit agar kamera dapat menangkap gambar pembuluh darah jari dengan jelas. Salah satu *LED* inframerah yang dapat menampilkan pembuluh darah jari adalah yang memiliki panjang gelombang 880nm [11] dan 850nm. Pada penelitian ini kami menggunakan *LED* inframerah dengan panjang gelombang 850nm.

## 3. Perancangan Model

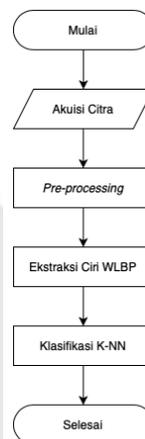
Perangkat keras dirancang untuk mendukung kebutuhan dalam sistem pengenalan pembuluh darah jari manusia. Model perangkat keras di rancang sebaik mungkin dengan memenuhi komponen utama seperti kamera endoskop dan *LED infrared* untuk digunakan mengambil citra *finger vein*.



Gambar 2. Desain Model Perangkat Keras [12]

### 3.3 Perancangan Sistem

Sistem dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman *python*. Sistem sendiri terdiri dari akuisisi citra, *preprocessing*, ekstraksi ciri dan klasifikasi. Data akan dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji.



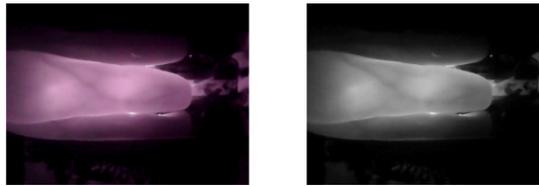
Gambar 3. Diagram Alir Sistem Pengenalan *Finger Vein*

#### 3.3.1 Akuisi Citra

Akuisi citra merupakan proses menangkap citra analog sehingga didapatkan citra digital yang selanjutnya akan di proses. Penangkapan citra dilakukan dengan perangkat yang sudah di jelaskan sebelumnya, perangkat di sambungkan pada PC dan pengambilan citra juga dilakukan dengan suatu program. Setelah proses pengambilan citra, citra gambar yang sebelumnya RGB di rubah menjadi *grayscale* dengan persamaan:

$$\frac{R + G + B}{3} \quad (4)$$

dimana R adalah nilai piksel *red*, G nilai piksel *green*, dan B merupakan nilai piksel *blue*[13].



Gambar 4. Citra Sebelum *Grayscale* (a). Citra Setelah *Grayscale* (b)

### 3.3.2 Preprocessing

Setelah dilakukan pengambilan citra *finger vein* yang sudah berupa *grayscale* dilakukan proses *cropping*, ukuran yang di pakai dalam *cropping* adalah  $250 \times 157$  piksel, tujuan *cropping* untuk mendapatkan dan membatasi *Region of Interest* (ROI). Proses yang kemudian akan dilakukan penambahan filter pada citra yang dilakukan dengan *gaussian blur* dan *bilateral filtering* untuk menghaluskan citra. *Gaussian Blur* merupakan *filter blur* yang menempatkan warna transisi yang signifikan dalam sebuah citra, dan membuat warna-warna pertengahan untuk menciptakan efek lembut pada sisi sisi sebuah citra [14]. Lalu dilakukan lah penambahan filter dengan *Bilateral Filtering* yang berfungsi sama untuk penghalusan citra, ini dilakukan agar citra mempunyai sedikit *noise* atau *false titik tepi* [15].



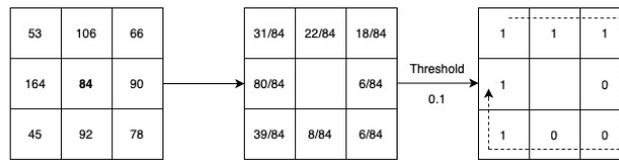
Gambar 5. Citra Hasil *Preprocessing*

### 3.3.3 Ekstraksi Ciri



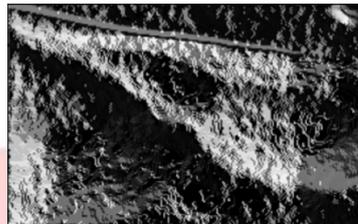
Gambar 6. Diagram Alir Ekstraksi Ciri

Setelah dilakukan *preprocessing*, citra akan melalui proses ekstraksi ciri dengan metode *Weber Local Binary Pattern* dengan menggunakan persamaan (3). Perhitungan yang dilakukan dengan metode *Weber Local Binary Pattern* adalah nilai pixel sekitar dikurangi dengan nilai piksel tengah, setelah itu dibagi dengan nilai piksel tengah. Metode *Weber Local Binary Pattern* memiliki batasan untuk *threshold* atau nilai ambang yaitu 0.1 [8]. Jika hasil perhitungan pixel kurang dari 0.1 maka angka diubah menjadi 0 dan jika hasil perhitungan lebih dari 0.1 angka diubah menjadi 1. Setelah itu angka di ubah sesuai dengan posisi pada matriks citra ( $2^n$ )bit.



Gambar 7. Perhitungan Dengan Menggunakan WLBP

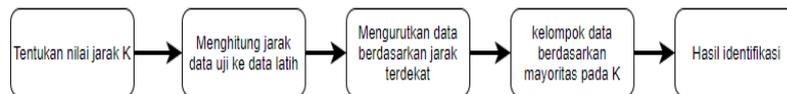
Pada gambar di atas, dapat dilihat nilai biner yang didapatkan setelah dilakukan perhitungan WLBP adalah 11100011 dan nilai dari WLBP adalah 199. Citra hasil ekstraksi ciri *Weber Local Binary Pattern* ditunjukkan pada gambar 3.8.



Gambar 8. Hasil Citra Ekstraksi Ciri dengan Metode WLBP

### 3.3.4 Klasifikasi K-NN

Citra yang sudah melalui proses *ekstraksi ciri* akan mendapatkan nilai array yang baru, hasil dari nilai *array* ini akan disimpan sebagai data latih yang akan dijadikan nilai pencocokan pada data baru yang disebut dengan data uji. Proses pencocokan dilakukan dengan klasifikasi *K-NN*, nilai *array* dari citra uji akan mencari nilai kedekatan terkecil dari citra latih dan setelah itu akan mengeluarkan hasil berupa prediksi nama pemilik jari.



Gambar 9. Proses K-NN

## 4. Pengujian dan Analisis

Pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah sistem atau algoritma yang digunakan mendapatkan hasil yang baik atau tidak. Data yang digunakan pada pengujian merupakan data masukan citra yang sudah berbentuk gambar dengan format (.bmp) yang tangkap menggunakan kamera endoskop. Target objek pada pengujian ini berupa jari telunjuk pada tangan manusia. Pada saat penangkapan citra, posisi jari lurus agar mendapatkan hasil yang baik. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 50 data latih dan 50 data uji. Pengujian akan dilakukan dengan dua parameter yaitu dengan melakukan perubahan nilai *threshold* pada ekstraksi ciri WLBP dan perubahan nilai *K* pada klasifikasi *K-NN*. Pengujian yang akan dilakukan sebagai berikut:.

Tabel 1. Parameter Pengujian

No	Parameter Uji	Kondisi
1	Perubahan Nilai <i>K</i>	<i>K</i> = 1 <i>K</i> = 3 <i>K</i> = 5
2	Perubahan Nilai <i>Threshold</i>	<i>T</i> = 0.1 <i>T</i> = 0.5 <i>T</i> = 1 <i>T</i> = 1.5

### 4.1 Hasil Pengujian

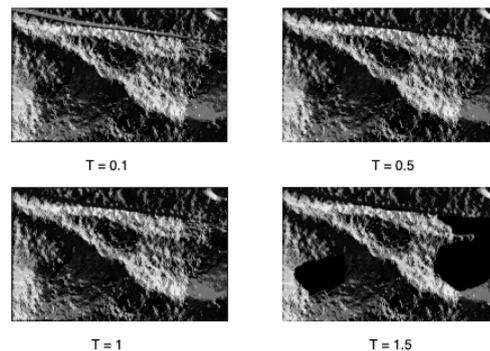
Hasil pengujian yang dilakukan pada perubahan *threshold* dengan *T* = 0.1, 0.5, 1, dan 1.5 pada ekstraksi ciri *Weber Local Binary Pattern* dan perubahan nilai *K* dengan *K* = 1, 3, 5 pada klasifikasi *K-NN* didapatkan hasil akurasi yang ditunjukkan pada tabel 4.2 Pengujian dilakukan dengan menggunakan 50 data latih dan 50 data uji. Berikut hasil dan analisis yang sudah dilakukan dengan melakukan perubahan nilai *Threshold* dan nilai *K*:

Tabel 2. Hasil Akurasi

Nilai T	Data Uji	Nilai K-					
		1		3		5	
		Data Benar	%	Data Benar	%	Data Benar	%
0.1	50	38	76%	39	78%	35	70%
0.5	50	35	70%	35	70%	34	68%
1	50	30	60%	32	64%	27	54%
1.5	50	25	50%	26	52%	22	44%

#### 4.2 Analisis Pengujian

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada perubahan *threshold* dengan  $T = 0.1, 0.5, 1, 1.5$  pada ekstraksi ciri *Weber Local Binary Pattern* dan perubahan nilai  $K$  dengan  $K = 1, 3, 5$  menggunakan klasifikasi K-NN didapatkan hasil akurasi tertinggi 78% pada nilai *threshold* 0.1 dan nilai  $K = 3$ . Dari pengujian klasifikasi K-NN yang didapat nilai akurasi tertinggi pada nilai  $K = 3$  dapat dipengaruhi oleh jarak ketetanggaan yang tidak terlalu besar dan terlalu kecil sehingga dapat menghasilkan hasil prediksi yang lebih baik. Sedangkan dari pengujian berdasarkan perubahan nilai *threshold* pada ekstraksi ciri *Weber Local Binary Pattern* dapat disimpulkan bahwa hal ini sesuai dengan yang ditangkap oleh hukum Weber bahwa kenaikan persepsi terkecil sebanding dengan intensitasnya [9]. Dari hasil perubahan *threshold* pada ekstraksi ciri, semakin tinggi nilai *threshold* semakin banyak titik gambar yang berubah menjadi warna hitam. Hasil citra dari setiap perubahan nilai *threshold* dapat ditunjukkan pada gambar 4.1.

Gambar 10. Gambar Hasil Perubahan *Threshold*

### 5. Kesimpulan dan Saran

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pengujian yang sudah dilakukan, hasil terbaik yang didapat pada ekstraksi ciri menggunakan metode *Weber Local Binary Pattern* adalah dengan menggunakan *threshold* 0.1 pada saat merubah angka biner untuk mendapatkan nilai piksel baru. Pegujian dilakukan dengan menggunakan nilai *threshold* 0.1, 0.5, 1, 1.5. Hal ini dipengaruhi sesuai dengan dasar hukum Weber sendiri bahwa kenaikan presepsi terkecil sebanding dengan intensitasnya. Untuk proses klasifikasi, dengan beberapa pengujian nilai parameter  $K$  pada K-NN dan nilai  $K$  yang diuji adalah  $K = 1, 3, 5$ , didapatkan nilai terbaik pada  $K = 3$  dengan menggunakan 50 data latih dan 50 data uji, nilai akurasi terbaik yang didapatkan adalah 78%, hal ini dipengaruhi oleh jarak ketetanggaan yang tidak terlalu besar dan tidak terlalu kecil. Adapun faktor yang mempengaruhi akurasi proses akuisisi citra yang tepat. Sistem ini masih dapat dipelajari dan dikembangkan lagi untuk mendapatkan hasil akurasi yang mendekati sempurna.

#### 5.2 Saran

Adapun saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah menggunakan metode dan klasifikasi yang lebih efisien dalam pengenalan pembuluh darah jari. Penelitian selanjutnya juga bisa meneliti pengenalan pembuluh darah jari pada kulit yang sering berkeriat atau terdapat luka. Proses *cropping* otomatis dapat menggunakan algoritma yang lebih baik lagi sehingga mendapatkan nilai akurasi yang maksimal. Terakhir, dapat mengimplementasikan sistem pengenalan untuk sebuah sistem yang lebih bermanfaat dimasa mendatang.

**Daftar Pustaka:**

- [1] D. R. Agushinta, "Pengenalan Wajah Sebagai Bagian Dari Sistem Pengenalan Biometrik." Universitas Gunadarma, Jakarta, 2004, ISSN : 1411 - 6286.
- [2] Q. Huang, K. Hu, P. Zhou, Y. Luo, and L. Wu, "Design of Finger Vein Capturing Device Based on ARM and CMOS Array," in *Proceedings of 2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference, IMCEC 2018*, 2018, no. Imcec, pp. 193–196.
- [3] A. L. PRASASTI, B. IRAWAN, S. E. FAJRI, A. RENDIKA, and S. HADIYOSO, "Perbandingan Ekstraksi Fitur dan Proses Matching pada Autentikasi Sidik Jari Manusia," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 8, no. 1, p. 95, 2020.
- [4] K. Agustini, "Biometrik Suara Dengan Transformasi Wavelet Berbasis Orthogonal Daubenchies," *GEMATEK (Jurnal Tek. Komputer)*, vol. 9, no. 2, pp. 49–57, 2009.
- [5] H. Khusnuliawati, C. Fatichah, and R. Soelaiman, "A comparative study of finger vein recognition by using Learning Vector Quantization," *IPTEK J. Proc. Ser.*, vol. 0, no. 2, p. 136, 2017.
- [6] K. Weinberger, "Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification," *J. Mach. Learn. Res.*, pp. 207–244, 2005.
- [7] I. P. Ningrum, D. Hastuti, A. M. Sajiah, and J. Y. Sari, "IMPLEMENTASI PENGENALAN FINGER VEIN PADA SISTEM PEMBAYARAN MENGGUNAKAN METODE LLBPh," vol. 4, no. 1, pp. 167–172, 2018.
- [8] Z. Xia, R. Lv, and X. Sun, "Rotation-invariant Weber pattern and Gabor feature for fingerprint liveness detection," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 77, no. 14, pp. 18187–18200, 2018.
- [9] F. Liu, Z. Tang, and J. Tang, "WLBP: Weber local binary pattern for local image description," *Neurocomputing*, vol. 120, pp. 325–335, 2013.
- [10] G. Guo, H. Wang, D. Bell, Y. Bi, and K. Greer, "KNN model-based approach in classification," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 2888, no. January, pp. 986–996, 2003.
- [11] A. L. Prasasti, R. K. W. Mengko, and W. Adiprawita, "Vein Tracking Using 880nm Near Infrared and CMOS Sensor with Maximum Curvature Points Segmentation," *IFMBE Proc.*, vol. 52, no. January 2015, 2015.
- [12] M. H. Wirasno, A. B. O. S. T, A. L. Prasasti, F. T. Elektro, U. Telkom, and T. Matching, "Pengenalan Pembuluh Darah Jari Manusia Untuk Autentikasi Dengan Maximum Curvature Points Segmentations Dan Template Matching," vol. 6, no. 3, pp. 10332–10340, 2019.
- [13] Candra Noor Santi, "Turn Color Images Into GrayScale and Binary Imagery," *Teknol. Inf. Din.*, vol. 16, no. 1, pp. 14–19, 2011.
- [14] A. Wedianto, H. L. Sari, and Y. S. H, "Analisa Perbandingan Metode Filter Gaussian , Mean Dan Median Terhadap Reduksi Noise," *J. Media Infotama*, vol. 12, no. 1, pp. 21–30, 2016.
- [15] G. A. Almira, T. Harsono, R. Sigit, I. G. N. T. B. Bimantara, and J. S. Michael Saputra, "Performance analysis of Gaussian and bilateral filter in case of determination the fetal length," *2016 Int. Conf. Knowl. Creat. Intell. Comput. KCIC 2016*, pp. 246–252, 2017.