

SISTEM IDENTIFIKASI INDIVIDU BERBASIS *RETINAL VASCULAR PATTERN* MENGUNAKAN METODE *UNIFORM LOCAL BINARY PATTERN*

PERSONAL IDENTIFICATION SYSTEM BASED RETINAL VASCULAR PATTERN USING UNIFORM LOCAL BINARY PATTERN METHOD

Dewa Nyoman Indra¹, Rita Magdalena, Ir.,M.T.², Hilman Fauzi TSP, S.T.,M.T.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

¹dewaindradharma@gmail.com, ²rta@telkom.co.id, ³hilman.fauzitsp@gmail.com

Abstrak

Pengenalan identitas sangat penting dalam sebuah sistem keamanan karena membutuhkan identitas yang sah dalam keperluan mengontrol akses keamanan. Banyak teknik pengenalan identitas yang sudah digunakan seperti password, PIN, *ID card*, dan lain-lain. Teknik pengenalan identitas yang sedang dikembangkan sekarang adalah teknik biometrik. Teknik biometrik adalah teknologi untuk mengenali suatu individu melalui ciri-ciri fisik dan perilaku suatu individu. Pada tugas akhir ini akan dirancang sistem identifikasi individu *non realtime* melalui pola pembuluh darah retina dengan menerapkan metode LBP sebagai metode untuk mengekstraksi ciri pada citra pembuluh darah retina mata dan K-NN untuk proses identifikasi. Konfigurasi optimal diperoleh dengan menggunakan parameter 8 pada jumlah ketetanggaan ($P = 8$), dengan radius 2 ($R = 2$), dan 1 pada parameter k . performansi sistem mampu menghasilkan nilai akurasi mencapai 96,667%. Waktu komputasi rata-rata yang dibutuhkan untuk mengidentifikasi sebuah citra adalah 6.22172 detik. Kesimpulan dari penelitian ini adalah sistem yang dibangun bisa digunakan untuk pengenalan identitas, dengan pengembangan lebih lanjut dapat meningkatkan kemampuan sistem dalam mengenali individu sebagai sistem keamanan dan akses kontrol.

Kata kunci : Biometrik, Retina mata, LBP, KNN.

Abstract

Identity recognition is very important in a security system because it requires valid identification in access control security purposes. Many identity recognition techniques that have been used as a password, PIN, ID card, and others. Identity recognition techniques that are being developed now are biometric techniques. The purpose of biometric techniques is to identify an individual through the physical characteristics and behavior of that individual. In this final project will be designed a non realtime individual identification system through a pattern of retinal blood vessels by applying Local Binary Pattern (LBP) as a method for extracting feature from the image of retinal blood vessels and K-Nearest Neighbor (K-NN) for the identification process. Optimal configuration is obtained by using the 8 parameters on the number of neighborhood ($P = 8$), with a radius of 2 ($R = 2$), and 1 in the parameter k . performance systems capable of generating value reached 96.667% accuracy. The average computation time required to identify an image is 6.22172 seconds. The conclusion of this study is a this system can be used for identity recognition, with the further development, we can improve the system's ability to recognize individuals as security systems and access control.

Keywords: *Biometric, Retinal Blood Vessel, LBP, KNN.*

1. Pendahuluan

Di era teknologi dan informasi yang berkembang pesat seperti sekarang ini, keamanan suatu informasi selalu menjadi isu yang sangat diperdebatkan. Contohnya dalam suatu organisasi atau perusahaan pasti ada tempat yang tidak bisa dimasuki oleh masyarakat umum, untuk membatasi akses masuk ketempat tersebut kita membutuhkan identifikasi individu. Untuk teknologi identifikasi yang sudah ada, seperti password, *personal identification numbers* (PIN) dan kartu identitas. Dalam perkembangannya teknologi ini sudah tidak efektif lagi karena mudah untuk diretas dan mudah untuk memalsukannya. Untuk mengatasi masalah ini, proses identifikasi yang kita butuhkan adalah teknik biometrik [1].

Biometrik adalah teknologi untuk mengenali suatu individu melalui ciri-ciri fisik dan perilaku suatu individu [1]. Biometrik berbasis ciri-ciri fisik seperti iris, telinga, sidik jari, geometri tangan, buku jari, garis-garis tangan, pembuluh darah, wajah, suara, retina, bau, DNA. Biometrik berbasis perilaku atau kebiasaan seperti tanda tangan, gaya berjalan, logat, keystrokes. Pada Tugas Akhir ini membahas tentang biometrik pembuluh darah retina mata, menurut C. Simon dan I. Goldstein ditahun 1935 menyatakan bahwa pembuluh darah retina mata bersifat unik pada setiap individu dan juga berbeda jika individu tersebut mempunyai

saudara kembar [2]. Proses identifikasi menggunakan pembuluh darah retina mata mempunyai tingkat keamanan yang tinggi karena hampir tidak mungkin untuk meniru dan memalsukan pembuluh darah pada retina mata.

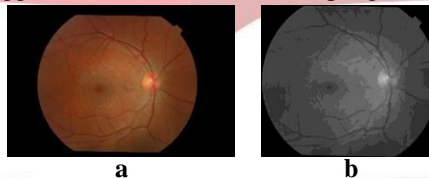
Tujuan penelitian ini adalah merancang sistem identifikasi individu berdasarkan pola ciri dari pembuluh darah retina mata menggunakan metode *local binary pattern* sebagai algoritma ekstraksi ciri dan metode K-Nearest Neighbor untuk proses identifikasinya pada sistem bahasa Matlab. Performansi sistem dengan parameter akurasi dan waktu komputasi. Beberapa hal yang diteliti pada tugas akhir ini adalah mengetahui parameter ketetangaan (P) dan radius (R) pada metode LBP, dan mencari kombinasi parameter yang dapat bekerja optimal pada sistem yang dirancang.

2. Retinal Blood Vessel dan Perancangan Sistem

Biometrik retina merupakan teknik mengenali individu melalui pola pembuluh darah retina. Ciri-ciri biometrik, yaitu :

1. Universalitas, yaitu setiap individu harus memiliki ciri yang dimaksudkan.
2. Keunikan, yaitu ciri yang dimaksudkan harus berbeda setiap individu.
3. Permanen, yaitu ciri yang dimaksudkan konstan terhadap waktu artinya tidak mudah rusak atau berubah.
4. Dapat dikumpulkan, yaitu ciri yang dimaksudkan dapat diukur secara kuantitatif.

Pada tahun 1935 dua dokter mata, Drs. Carleton Simon dan Isodore Goldstein, menyimpulkan bahwa setiap mata memiliki pola yang benar-benar unik bahkan untuk saudara kembar identik sekalipun [2]. Oleh karena itu, pembuluh darah pada retina mata mempunyai tingkat keamanan yang tinggi karena hampir tidak mungkin untuk ditiru atau dipalsukan. Selain itu, pembuluh darah pada retina juga berada pada bagian dalam mata yang dilindungi dari berbagai lapisan sehingga tidak mudah rusak atau terpengaruh oleh lingkungan luar.



Gambar 1. Citra Retina mata (a), pola pembuluh darah retina *grayscale* (b)

Pengolahan citra digital bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra dan agar lebih mudah diinterpretasikan oleh manusia atau komputer dalam komputasi. Operasi pengolahan citra digital secara umum diklasifikasikan sebagai berikut [3].

1. Perbaikan kualitas citra bertujuan memperbaiki kualitas citra melalui manipulasi parameter-parameter citra. Contohnya perbaikan kontras, penajaman, dan perbaikan tepian objek.
2. Restorasi citra bertujuan menghilangkan cacat pada citra. Contohnya penghilangan kesamaran (*deblurring*), penghilangan *noise*.
3. Pengkompresian citra bertujuan untuk mengurangi kapasitas ukuran.
4. Segmentasi citra bertujuan untuk membagi citra ke beberapa segmen. Operasi ini cocok untuk pengenalan pola.
5. Pengorakan citra bertujuan menghitung besaran kuantitatif untuk menghasilkan deskripsinya. Teknik ini cocok dalam identifikasi objek. Contohnya pendeteksian tepi objek dan ekstraksi batas.
6. Rekonstruksi citra bertujuan membentuk ulang objek dari beberapa hasil proyeksi. Pengolahan ini banyak digunakan di bidang medis. Contoh foto rontgen.

2.1. Uniform Local Binary Pattern

Local Binary Pattern (LBP) didefinisikan sebagai ukuran tekstur *grayscale invariant*, berasal dari definisi umum tekstur di daerah sekitar (*neighborhood*). Operator LBP dapat dilihat sebagai pendekatan kesatuan dengan model statistik dan struktur tradisional berbeda dari analisis tekstu. Secara sederhana, LBP adalah sebuah kode biner yang menggambarkan pola tekstur lokal. Hal ini dibangun dengan lingkungan batas dengan nilai abu-abu dari pusatnya (*center point*).

Secara umum operator dibentuk dalam bentuk 3x3 ketetangaan dan 8 *pixel* mengelilingi *pixel* bagian tengah. Nilai *pixel* bagian tengah merupakan nilai *threshold* nya, *pixel* yang memiliki nilai sama atau lebih besar dari nilai *threshold* akan diberi nilai 1 dan *pixel* yang memiliki nilai lebih rendah dari nilai *threshold* akan bernilai 0 [4].

LBP menggunakan 8 *pixel* dalam sebuah blok 3 x 3, formulasi dasar dari operator ini tidak menempatkan batasan kepada ukuran ketetangaan atau jumlah dari titik sampling. Secara umum LBP dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$LBP_{p,r} = \sum_{x=0}^{p-1} (I_p - I_c) 2^x; \quad I_p = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

Uniform Local Binary Pattern merupakan pengembangan dari metode LBP, *Uniform patterns* (U) adalah

jumlah transisi bit biner dari 0 ke 1 dan kebalikannya dari suatu deretan biner. Sehingga dikatakan uniform local binary pattern adalah jumlah kemunculan transisi uniform yang kurang dari sama dengan 2. Sebagai contoh, pola deretan biner 00000000 (0 transisi), 01110000 (2 transisi) dan 11001111 (2 transisi) merupakan golongan uniform, sedangkan pola deretan 11001110 (3 transisi) dan 11001001 (4 transisi) bukan termasuk golongan uniform (non-uniform) [5].

| Circular Binary Pattern | # of bitwise transitions | Uniform pattern? |
|-------------------------|--------------------------|------------------|
| 11111111 | 0 | Yes |
| 00001111 | 1 | Yes |
| 01110000 | 2 | Yes |
| 11001110 | 3 | No |
| 11001001 | 4 | No |

Gambar 2. Contoh Uniform dan Non Uniform pada LBP

2.2. K-Nearest Neighbor

Tujuan dari algoritma ini adalah mengklasifikasikan obyek baru berdasarkan jarak suatu obyek yang akan diklasifikasikan terhadap data model. Classifier tidak menggunakan model apapun untuk dicocokkan dan hanya berdasarkan pada memori. Diberikan citra uji, kemudian akan ditemukan sejumlah X objek atau (titik training) yang paling dekat dengan citra uji. Klasifikasi menggunakan jumlah terbanyak di antara hasil klasifikasi dari X objek. Algoritma K-NN menggunakan klasifikasi ketetanggaan sebagai nilai prediksi dari citra uji yang baru. Algoritma metode K-NN sangatlah sederhana, bekerja dengan berdasarkan pada jarak terpendek dari citra uji ke training sample untuk menentukan K-NNnya. Setelah mengumpulkan K-NN, kemudian diambil mayoritas dari K-NN untuk dijadikan prediksi dari citra uji [6].

Pada penelitian ini jenis K-NN yang digunakan adalah City Block distance juga disebut sebagai Manhattan distance/ Boxcar distance/ Absolute value distance. City block distance menghitung nilai perbedaan absolut dari dua vektor. Rumus dari city block distance:

$$d(i,j) = \sum^n |x_i - y_j| \quad (2.2)$$

dimana

d(i,j) : jarak antara bobot citra uji dan citra model

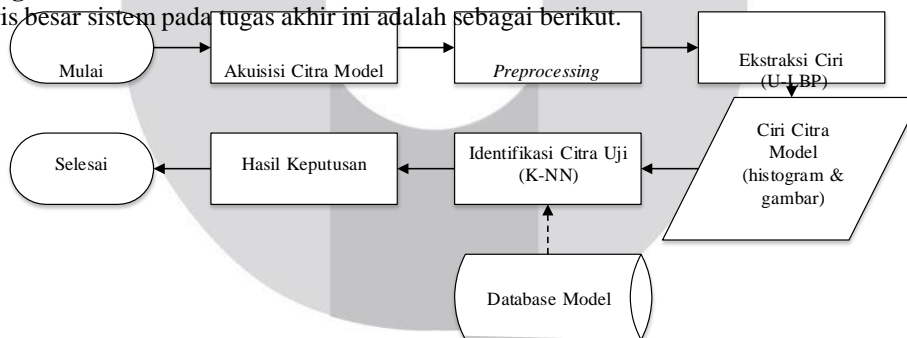
i : Bobot citra uji

j : Bobot citra model

k : jumlah bobot yang digunakan

2.3. Perancangan Sistem

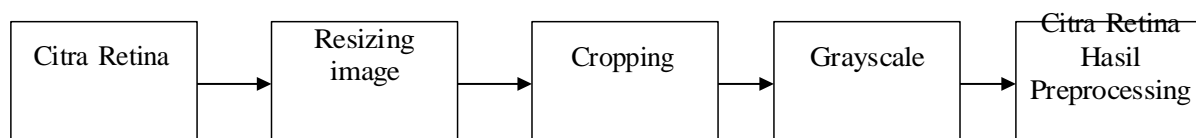
Secara garis besar sistem pada tugas akhir ini adalah sebagai berikut.



Gambar 3. Flowchart sistem secara umum

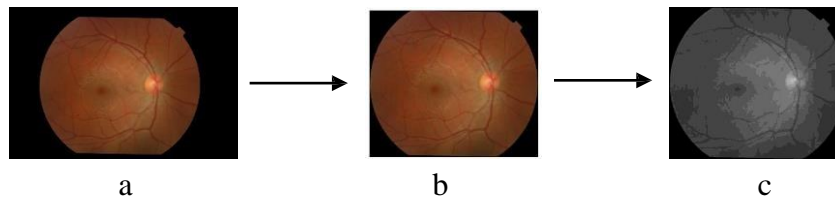
2.3.1. Preprocessing

Bertujuan untuk memperoleh citra pembuluh darah pada retina karena bagian inilah yang bersifat unik dan bisa digunakan sebagai objek pada teknik biometrik. Secara umum proses preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.



Gambar 4. Diagram blok preprocessing

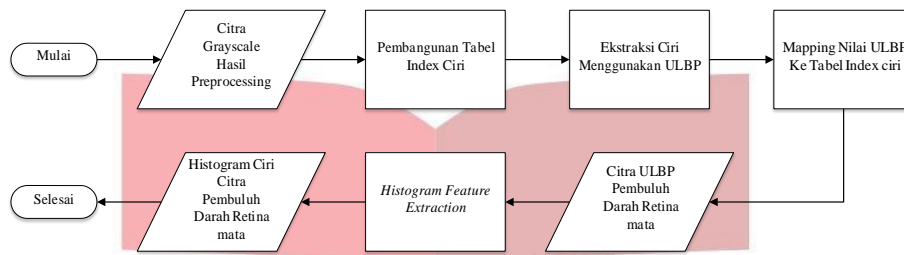
Hasil dari *preprocessing* adalah sebagai berikut:



Gambar 5. Citra Retina (a), hasil *resizing image* (b), dan hasil grayscale (c)

2.3.2. Ekstraksi Ciri

Bertujuan Proses ekstraksi ciri dilakukan dengan metode *uniform local binary pattern* (U-LBP) yang merupakan pengembangan dari metode *local binary pattern*. Proses ekstraksi ciri bertujuan untuk memperoleh ciri dari citra pembuluh darah retina mata.



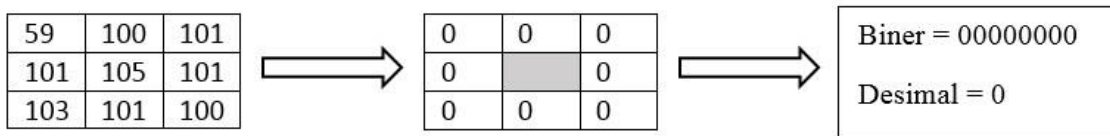
Gambar 6. *Flowchart* proses Ekstraksi Ciri

1. Membangun Tabel Index Ciri

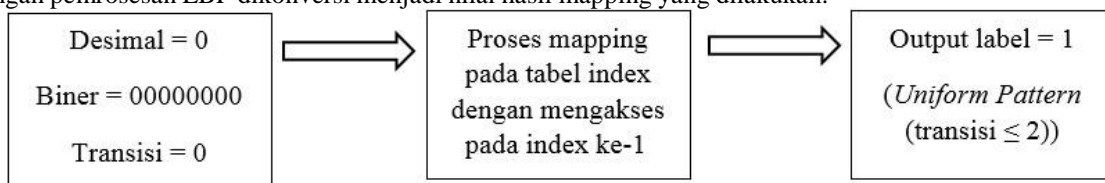
Tabel index merupakan domain utama yang diperlukan sebagai media penyimpanan calon nilai pixel pada metode *uniform LBP*, implementasinya setelah dilakukan proses LBP maka konversi nilai desimal dari deretan bit hasil perbandingan ketetanggaan pada LBP akan dimapping pada tabel index yang telah dibangun. Lebih jelasnya sebagai contoh berikut, pada pembangunan tabel index, dengan jumlah parameter P (ketetanggaan) pada LBP sebanyak 8, maka tabel index akan menampung semua nilai 8 bit yang dihasilkan, dari rentang nilai 0 (00000000) hingga 255 (11111111), maka ukuran tabel index akan berjumlah 256. Pada *uniform LBP* dengan parameter ketetanggaan yang bernilai 8 maka jumlah *uniform pattern* pada tabel index akan menghasilkan 58 output label dan 1 output label untuk *non-uniform*. Nilai tabel index akan dimasukkan dengan nilai kemunculan *uniform pattern* ($transisi \leq 2$) dan *non-uniform pattern* ($transisi > 2$).

2. *Uniform Local Binary Pattern*

Pada *uniform local binary pattern* hanya output yang *uniform* saja yang diambil ($U \leq 2$). Contoh pembangunan tabel mapping pada Gambar 3.10



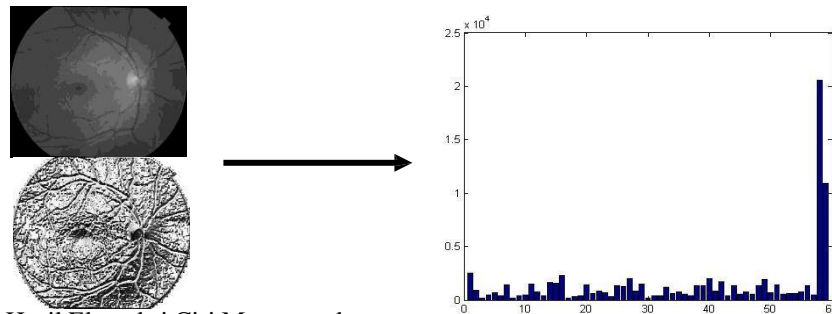
Nilai desimal dari proses LBP yang dihasilkan dilakukan mapping terhadap tabel index yang telah dibangun, hasilnya berupa output label tabel index dari proses mapping, selanjutnya nilai pixel dari nilai tengah pemrosesan LBP dikonversi menjadi nilai hasil mapping yang dilakukan.



Selanjutnya nilai biner yang transisinya lebih dari 2 akan dimasukkan ke output label nomor 59. Berikut tabel konversi nilai *local binary pattern* ke *uniform local binary pattern*.

3. Histogram Ciri Citra Pembuluh Darah Retina

Pada tahapan ini hasil pemrosesan *uniform local binary pattern* pada citra pembuluh darah retina mata yang didapatkan berupa gambar citra ULBP dari citra pembuluh darah retina mata dan histogram ciri.

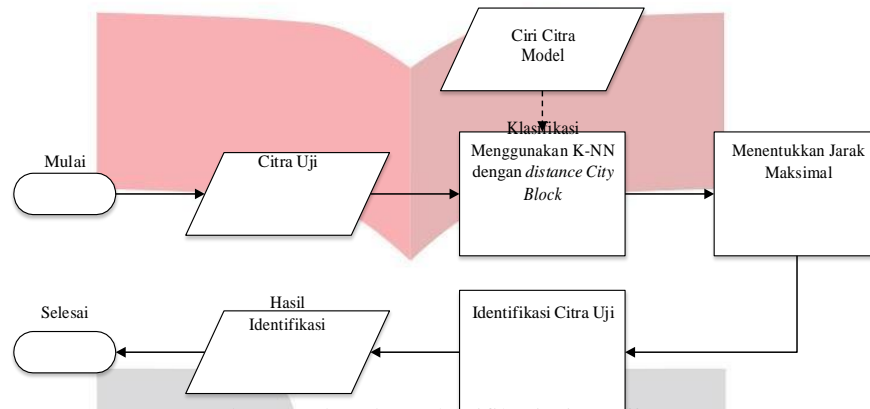


Gambar 7. Histogram Hasil Ekstraksi Ciri Menggunakan

ULBP

2.3.3. Identifikasi Menggunakan K-NN

Prinsip kerja *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K tetangga (*neighbor*) terdekatnya dalam data pemodelan. K-NN. Metode penghitungan jarak yang digunakan pada Tugas Akhir ini adalah *Cityblock Distance*.



Gambar 8. Flowchart Identifikasi Citra Uji

1. Klasifikasi Citra Uji Menggunakan K-NN

Pada tahap ini dilakukan penentuan nilai k untuk pengujian sistem, penentuan klasifikasi kelas pada metode K-NN sangatlah sederhana, bekerja dengan berdasarkan pada jarak terpendek dari citra uji ke ciri citra model untuk menentukan K-NNnya. Setelah mengumpulkan K-NN, kemudian diambil mayoritas dari K-NN untuk dijadikan prediksi dari citra uji.

2. Menentukan Jarak Maksimal

Selanjutnya dicari jarak maksimal dari citra uji ke citra model, tujuan menentukan jarak maksimal ini agar menjadi threshold untuk menentukan citra uji yang telah masuk dalam database, agar citra uji lain yang tidak masuk kedalam database tidak ikut teridentifikasi.

3. Identifikasi Citra Uji

Selanjutnya citra uji diidentifikasi untuk menentukan kepemilikan citra individu tersebut.

2.3.4. Skenario Pengujian

Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan database citra pembuluh darah retina mata dengan jumlah data berjumlah 75 citra, terdapat 15 individu dengan masing-masing 5 citra tiap individu. Skenario sebagai berikut.

1. Skenario 1 pengujian pengaruh parameter ketetangaan (P) dan radius (R) pada metode LBP dengan mengubah nilai P dan R
2. Skenario 2 pengujian pengaruh variasi ukuran citra terhadap performansi akurasi sistem
3. Skenario 3 pengujian pengaruh parameter k pada metode K-NN. Nilai k yang ditentukan adalah 1,3, dan

3. Pembahasan

3.1. Analisis Skenario 1

Tujuan dilakukannya proses pengujian skenario 1 adalah untuk mendapatkan parameter ketetangaan (P) dan radius (R) yang optimal pada metode LBP. Dengan menunjukkan hasil akurasi yang diperoleh, data model dianggap telah terdaftar seluruhnya pada sistem. Berikut hasil pengujian pengaruh parameter ketetangaan (P) dan radius (R).

Tabel 1. Hasil pengujian parameter 8 ketetangaan (P = 8)

| No | Parameter | Data model | Data Uji | Akurasi |
|----|--------------|------------|----------|----------------|
| 1 | P = 8; R = 1 | 45 | 30 | 66.667% |
| 2 | P = 8; R = 2 | 45 | 30 | 96.667% |
| 3 | P = 8; R = 3 | 45 | 30 | 90% |
| 4 | P = 8; R = 4 | 45 | 30 | 90% |
| 5 | P = 8; R = 5 | 45 | 30 | 76.667% |

Tabel 2. Hasil pengujian parameter 16 ketetangaan (P = 16)

| No | Parameter | Data model | Data Uji | Akurasi |
|----|---------------|------------|----------|------------|
| 1 | P = 16; R = 1 | 45 | 30 | 80% |
| 2 | P = 16; R = 2 | 45 | 30 | 90% |
| 3 | P = 16; R = 3 | 45 | 30 | 86.667% |
| 4 | P = 16; R = 4 | 45 | 30 | 90% |
| 5 | P = 16; R = 5 | 45 | 30 | 86.667% |

Pada jumlah ketetangaan 8 menghasilkan akurasi terbaik pada radius 2 diangka 96.667%, sedangkan pada jumlah ketetangaan 16 menghasilkan akurasi terbaik pada radius 2 dan 4 pada angka 90%. Sehingga dapat dianalisis bahwa parameter yang optimal untuk menghasilkan akurasi yang terbaik ditunjukkan pada parameter jumlah ketetangaan 8 (P=8) dengan radius 2 (R=2) pada konfigurasi U-LBP.

3.2. Analisis Skenario 2

Pada pengujian skenario 2 dilakukan pengujian dengan observasi terhadap variasi ukuran untuk data citra pembuluh darah retina mata. Ukuran data pada citra pembuluh darah retina mata pada sistem yang sudah ditetapkan adalah 318×273. Pengujian dilakukan menggunakan parameter ketetangaan 8 (P = 8) dan radius 2 (R = 2) pada metode LBP Untuk itu pengujian dilakukan dengan cara merubah ukuran data citra pembuluh darah retina mata pada variasi ukuran yang berbeda untuk melihat pengaruhnya terhadap perubahan akurasi sistem

Tabel 3. Hasil pengujian variasi ukuran citra

| NO | Image Size (Baris × Kolom) | Hasil Performansi Akurasi |
|----|----------------------------|---------------------------|
| 1 | 106×91 | 76.667% |
| 2 | 212×182 | 86.667% |
| 3 | 318×273 | 96.667% |
| 4 | 424×364 | 86.667% |
| 5 | 530×456 | 86.667% |
| 6 | 1504×1000 | 80.000% |

Dapat dianalisis bahwa penurunan ukuran citra pada ukuran 106×91 dan 212×182 mengakibatkan penurunan akurasi hal ini disebabkan karena penyesuaian ukuran citra yang lebih kecil dapat memotong atau menghilangkan bagian dari citra aslinya sehingga dapat menghilangkan ciri pembuluh darah yang didapatkan dalam proses ekstraksi ciri. Untuk penyesuaian ukuran citra 424×364 dan 530×456 terjadi penurunan akurasi dibandingkan dengan ukuran citra 318×273 hal ini disebabkan oleh konfigurasi ketetangaan dan radius pada LBP dimana nilai ketetangaan 8 dan radius 2 mendapatkan ciri yang optimal pada ukuran citra 318×273. Sedangkan untuk ukuran citra 1504×1000 juga terjadi penurunan akurasi hal ini disebabkan pengaruh ukuran pixel citra yang terlalu besar sehingga dengan menggunakan metode LBP dengan radius 2 hasil ekstraksi ciri yang didapatkan terlalu banyak yang mengakibatkan batasan ciri citra antar individu menjadi kabur.

3.3. Analisis Skenario 3

Pada pengujian skenario 3 dilakukan pengujian terhadap parameter k pada metode K-NN menggunakan jenis *distance City Block*. Pengujian dilakukan dengan cara merubah nilai k menjadi 1, 3, dan 5.

Tabel 4 Hasil Pengujian parameter k pada K-NN

| NO | Parameter k | Hasil Performansi Akurasi |
|----|-------------|---------------------------|
| 1 | 1 | 96.667% |
| 2 | 3 | 80% |
| 3 | 5 | 76.667% |

Berdasarkan pengujian yang dilakukan didapatkan nilai akurasi paling tinggi pada nilai k = 1, dan ketika nilai k di tingkatkan pada nilai 3 dan 5 akurasi menurun karena semakin tinggi nilai k yang ditentukan maka hasil identifikasi data uji terhadap data model semakin banyak yang menyebabkan nilai akurasi menurun karena bisa

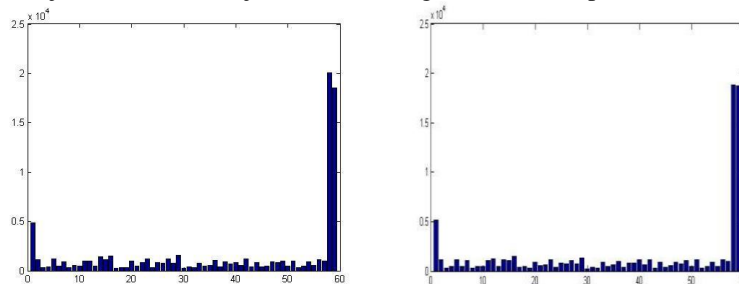
terjadi kesalahan identifikasi akibat banyak data model yang berketetangaan dengan data uji sesuai dengan nilai k.

3.4. Analisis Performansi Sistem

Untuk menghitung hasil performansi sistem pada penelitian ini menggunakan hasil performansi akurasi sistem yang didapatkan dan waktu komputasi sistem.

3.4.1 Akurasi

Dari hasil pengujian yang dilakukan didapatkan adanya kesalahan identifikasi pada IM000005_5.JPG dengan hasil identifikasi menunjukkan pada individu 2 seperti terlihat pada Tabel 4.6. Pada Gambar 4.1 kemiripan ciri yang ditunjukkan oleh data uji individu 5 dengan data model pada individu 2.



Gambar 9. Perbandingan Ciri Data Uji IM000005_5 dan Data Model IM000001_2

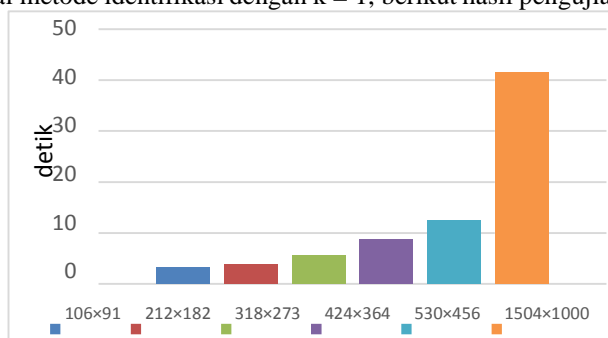
hal ini disebabkan oleh adanya kemiripan ciri pada IM000005_5.JPG dengan ciri yang ada pada data model individu 2 mengakibatkan kesalahan identifikasi menggunakan K-NN karena dianggap IM000005_5.JPG tetangga terdekatnya adalah data model pada individu 2 seperti. Selanjutnya hasil akurasi didapatkan melalui persamaan 3.1. Hasil performansi akurasi sistem yang didapatkan adalah 96.667%.

3.4.2 Waktu Komputasi

Pada pengujian analisis waktu komputasi diuji pengaruh variasi ukuran citra dan pengaruh parameter LBP untuk mencari waktu komputasi rata-rata dalam mengidentifikasi sebuah citra. Berikut hasil pengujian yang dilakukan

3.4.2.1 Analisis Pengaruh Variasi Ukuran Citra Terhadap Waktu Komputasi

Dari hasil pengujian skenario yang dilakukan, didapatkan parameter yang optimal untuk sistem pengenalan individu berdasarkan citra pembuluh darah retina mata menggunakan metode *uniform local binary pattern* dengan parameter ketetangaan ($P = 8$) dan radius ($R = 2$) dan menggunakan metode K-NN dengan *City Block distance* sebagai metode identifikasi dengan $k = 1$, berikut hasil pengujian yang dilakukan:

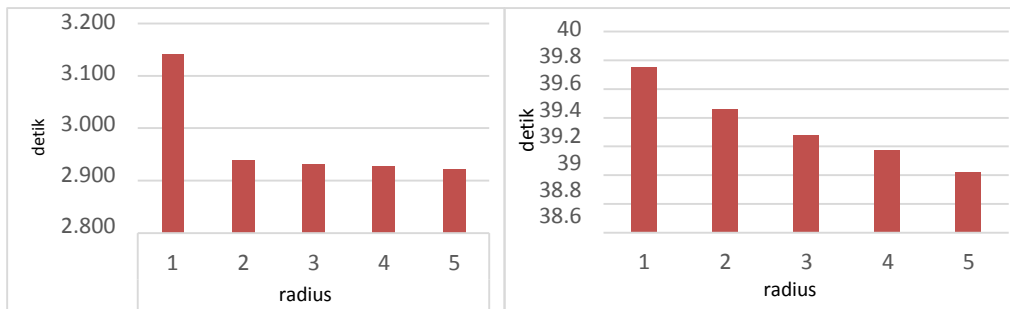


Gambar 10. Grafik Pengujian Waktu Komputasi Terhadap Variasi Ukuran Citra

Semakin besar ukuran citra yang digunakan maka waktu komputasi yang dibutuhkan akan semakin meningkat. Pada pengujian waktu komputasi optimal didapat pada ukuran citra 106x91 dengan waktu komputasi rata-rata 3.297 detik, karena ukuran pixel citra yang kecil sehingga proses yg terjadi pada sistem semakin cepat.

3.4.2.2 Analisis Pengaruh Parameter LBP Terhadap Waktu Komputasi

Dengan menggunakan metode K-NN *City Block distance* sebagai metode identifikasi dengan $k = 1$ dan ukuran citra 106x91. Dengan mengubah parameter ketetangaan dan radius seperti yang sudah ditentukan untuk mendapatkan waktu komputasi rata-rata yang dibutuhkan dalam mengidentifikasi sebuah citra, berikut hasil pengujian yang dilakukan:

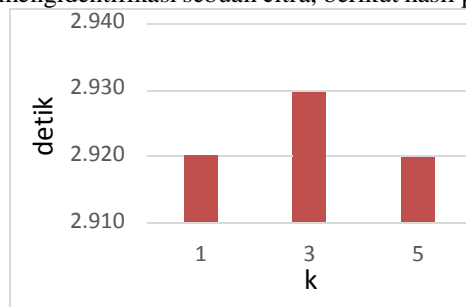


Gambar 11. Grafik Pengujian Waktu Komputasi Sistem Terhadap Parameter LBP

Dapat dianalisis pada parameter ketetangaan 8 semakin besar radius LBP maka waktu komputasi yang dibutuhkan untuk mengidentifikasi sebuah citra semakin cepat karena semakin besar radius yang ditentukan maka proses pengambilan ciri pada metode LBP semakin sedikit sehingga waktu yang dibutuhkan tidak terlalu banyak, sedangkan ketika parameter ketetangaan di tingkatkan menjadi 16 waktu komputasi yang dibutuhkan menjadi lebih lama hal ini disebabkan oleh proses pengambilan ciri meningkat dari 59 tabel index menjadi 243 tabel index akibatnya ciri yang diambil akan semakin banyak sehingga waktu komputasi yang dibutuhkan menjadi semakin meningkat.

3.4.2.1 Analisis Pengaruh Parameter k Terhadap Waktu Komputasi

Dilakukan pengujian pengaruh parameter k pada metode K-NN terhadap waktu komputasi yang didapatkan. Parameter k yang digunakan adalah 1, 3, dan 5. Dengan menggunakan metode K-NN *City Block distance* sebagai metode identifikasi, parameter ketetangaan 8 dan radius 5 pada metode LBP dan ukuran citra 106x91.. Dengan mengubah parameter k seperti yang sudah ditentukan untuk mendapatkan waktu komputasi rata-rata yang dibutuhkan dalam mengidentifikasi sebuah citra, berikut hasil pengujian yang dilakukan:



Gambar 12. Grafik Pengujian Waktu Komputasi Terhadap Parameter k

Waktu komputasi tidak terlalu berubah ketika dilakukan pengujian dengan mengubah nilai k karena metode K-NN hanya bertugas untuk mencari jarak terdekat antara data yang diujikan dengan data model.

3.5. Hasil Akhir Pengujian

Dari semua analisis yang sudah diuji dapat disimpulkan bahwa ada 2 parameter pengujian performansi sistem yang berpengaruh pada sistem yang dirancang yaitu, akurasi sistem dan waktu komputasi komputasi sistem. Berikut hasil akhir pengujian :

Tabel 5. Tabel Hasil Akhir Pengujian

| Parameter Performansi Sistem | P | R | Ukuran Citra | k | Akurasi | Waktu Komputasi (detik) |
|------------------------------|---|---|--------------|---|---------|-------------------------|
| Akurasi | 8 | 2 | 318x273 | 1 | 96.667% | 5.616 |
| Waktu Komputasi | 8 | 5 | 106x91 | 1 | 76.667% | 2.921 |

Dari hasil Pengujian yang dilakukan didapatkan 2 hasil akhir pada sistem yang dirancang, yaitu konfigurasi sistem identifikasi individu menggunakan LBP dengan mengacu pada akurasi dan waktu komputasi. Dapat diambil kesimpulan untuk mendapatkan hasil akurasi yang maksimal sistem di konfigurasi dengan menggunakan metode LBP pada parameter ketetangaan 8 (P = 8) dan radius 2 (R = 2), ukuran citra 318x273, dan nilai k = 1, sedangkan untuk mendapatkan waktu komputasi yang minimal sistem di konfigurasi dengan menggunakan metode LBP pada parameter ketetangaan 8 (P = 8) dan radius 5 (R = 5), ukuran citra 106x91, dan nilai k = 1

4. Kesimpulan

Dari hasil analisis pengujian sistem identifikasi individu berbasis *retinal vascular pattern* menggunakan metode *uniform local binary pattern* pada tugas akhir ini, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Sistem yang dibangun dapat mengidentifikasi individu melalui pembuluh darah retina mata, dengan menggunakan metode *local binary pattern* sebagai ekstraksi ciri dan menggunakan metode *K-Nearest neighbor* untuk mengidentifikasi kepemilikan citra individu.
2. Pengujian parameter pada metode *local binary pattern* dilakukan dengan mengubah parameter ketetangaan (P) dan radius (R). Parameter P yang ditentukan adalah 8 dan 16, sedangkan untuk R yang ditentukan adalah 1, 2, 3, 4, dan 5. Dengan menggunakan rasio perbandingan data model dan data uji 3:2 dari hasil pengujian diatas didapatkan parameter yang optimal untuk mendapatkan akurasi tertinggi dengan menggunakan ketetangaan 8 (P = 8) dan radius 2 (R = 2).
3. Pengujian variasi ukuran citra dilakukan dengan mengubah ukuran citra mulai dari ukuran 106×91, 212×182, 318×273, 424×364, 530×456 dan 1504×1000. Dengan menggunakan rasio perbandingan data model dan data uji 3:2 dari hasil pengujian yang dilakukan didapatkan ukuran citra yang optimal untuk mendapatkan akurasi tertinggi adalah 318×273.
4. Pengujian parameter k pada metode K-NN dilakukan dengan merubah nilai k pada tiap pengujian. Nilai k yang ditentukan adalah 1, 3, dan 5. Dengan menggunakan rasio perbandingan data model dan data uji 3:2 dari hasil pengujian yang dilakukan didapatkan parameter k yang optimal untuk mendapatkan akurasi tertinggi adalah 1.
5. Hasil performansi akurasi sistem yang didapatkan melalui pengujian diatas adalah 96,667 %. Sistem yang dirancang optimal menggunakan metode LBP dengan P = 8, R = 2, ukuran citra uji 318×273(0.3), dan parameter k pada metode K-NN bernilai 1.
6. Waktu komputasi yang paling minimal didapatkan dengan menggunakan metode LBP pada parameter ketetangaan 8 (P = 8) dan radius 5 (R = 5), ukuran citra 106×91, dan nilai k = 1 dengan waktu komputasi rata-rata sistem adalah 2.921 detik dan akurasi yang didapatkan sebesar 76.667%.

Daftar Pustaka:

- [1] Anil K, Jain, *Biometrics Personal Identification in Networked Society*, New York: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [2] Goldstein, C. Simon and I., *A New Scientific Method of Identification*, vol. 35, *New York State Journal of Medicine*, 1935, pp. 901 - 906.
- [3] Munir, Renaldi, *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Bandung: Penerbit Informatika, 2004.
- [4] Mirmohamadsadeghi L., Drygajlo A, *Palm Vein Recognition with Local Binary Patterns and Local Derivative Patterns*, *IEEE*, 2011.
- [5] Pietikainen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T, *Local Binary Patterns for Still Image*, *Computational Imaging and Vision*, 2011, pp. 13-47.
- [6] Retno Nugroho Whidhiasih, Nursinta Adi Wahanani, Supriyanto, "Klasifikasi Buah Belimbing Berdasarkan Citra Red-Green-Blue Menggunakan KNN dan LDA," *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer*, 2013.