

ANALISIS DAN IMPLEMENTASI KLASIFIKASI *K-NEAREST NEIGHBOR* (K-NN) PADA SISTEM IDENTIFIKASI BIOMETRIK TELAPAK KAKI MANUSIA

ANALYSIS AND IMPLEMENTATION OF CLASSIFICATION *K-NEAREST NEIGHBOR* (K-NN) ON SYSTEM IDENTIFICATION OF HUMAN FOOTPRINT BIOMETRIC

Armanda Nur Fadhlillah¹, Ledy Novamizanti, Ssi., MT.², Ratri Dwi Atmaja, ST., MT.³

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

²Prodi S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

¹armandanf@students.telkomuniversity.ac.id, ²ledyaldn@telkomuniversity.ac.id

³ratriidwiatmaja@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Pengenalan individu menjadi bagian penting dalam banyak aspek kehidupan modern untuk mendapatkan informasi atau identitas. Pada kasus identifikasi bencana alam contohnya, tidak jarang korban ditemukan dalam kondisi tidak baik pada seluruh atau sebagian tubuhnya, dimana telapak kaki korban masih utuh. Hal ini menyebabkan korban menjadi sulit diidentifikasi. Maka dari itu dibutuhkan solusi pengenalan lain untuk mengidentifikasi individu secara benar melalui sistem. Biometrik telapak kaki dengan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dapat dimanfaatkan sebagai pengenalan individu yang akurat. Biometrik telapak kaki memenuhi persyaratan pemilihan biometrika yaitu universal, membedakan, dan permanen, dimana nilai K dari klasifikasi akan disesuaikan sehingga menghasilkan akurasi terbaik.

Pada penelitian sebelumnya telah banyak dibahas berbagai macam pengenalan individu selain daripada telapak kaki, namun tentu saja setiap sistem pengenalan memiliki kelebihan dan kelemahan. Salah satu kelebihan dari biometrik telapak kaki adalah unjuk kerja yang bagus. Tugas akhir ini dibuat dengan tujuan untuk mensimulasikan suatu sistem yang mampu mengidentifikasi individu melalui citra telapak kaki.

Hasil dari pengujian, didapatkan akurasi terbaik klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dengan pendekatan *Euclidean Distance*, dan *Cosine Distance* sebesar 98% dengan mengaplikasikan sistem autorotate. Waktu komputasi rata-rata yang dibutuhkan untuk setiap citra dalam proses ekstraksi ciri *Haar Wavelet* adalah 2.9796 detik dan 0.00229 detik dalam proses klasifikasi.

Kata kunci — Biometrik, Telapak Kaki, *Haar Wavelet*, *K-Nearest Neighbor* (KNN).

Abstract

The individual recognition become an important part in many aspects of modern life to get information or identity. In cases of natural disasters identification, sometimes the victim found in the not good condition, where the foot of the victims are still intact. This caused the victim identified be difficult. So, solution needed to identify individuals in unusual way through the system properly. Footprint biometric with the classification of *K-Nearest Neighbor* (K-NN) can be used for recognizing individual accurately. Footprint biometric meet the requirements elections they are universal, distinguish, and permanent, where the value of K from classification will be adjusted to produce the best accuracy.

In the previous research there were various kinds of recognition biometric, where each system biometric having the advantages and disadvantage. One of the advantages of footprint biometric is on good performancy. This final project was made with the aim to simulate a system that could identify individuals through the image of footprint.

The results of K-NN classification are: *Euclidean Distance*, and *Cosine Distance* produce accuracy 98% with autorotate system. The average computation time for each image to process the feature with *Haar Wavelet* extraction is 2.9796 seconds and 0.00229 seconds for classification process.

Keyword — Biometric, Footprint, *Haar Wavelet*, *K-Nearest Neighbor* (KNN).

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi telah membawa kita pada era dimana pengenalan individu dapat dilakukan secara otomatis melalui ciri tertentu oleh sistem. Pengenalan oleh *computer vision* ini dapat berupa apa saja, dari bagian tubuh sampai gestur atau kebiasaan tertentu yang biasa dilakukan individu. Biometrik telapak kaki dengan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dapat dimanfaatkan sebagai pengenalan individu yang akurat. Kulit pada telapak kaki mulai dari tumit sampai ke ujung jari memiliki garis halus menonjol yang keluar satu sama lain yang dipisahkan oleh celah atau alur yang membentuk struktur tertentu[8]. Dengan memanfaatkan garis halus ini sebagai masukan ciri, metode K-NN dapat melakukan klasifikasi dengan menghitung beda jarak

terkecil antara nilai ciri citra latih dan citra uji. Dengan jumlah jarak terdekat yang dapat ditentukan, dimana jumlahnya bernilai ganjil agar sistem mampu melakukan voting apabila terdapat lebih dari satu kelas yang teridentifikasi.

Pada penelitian sebelumnya telah dibahas pengenalan ciri biometrik lain, seperti biometrik telinga yang juga menggunakan klasifikasi K-NN. Namun pengujiannya hanya menggunakan pendekatan jarak *eclidean* dan *cityblock* saja, dimana metode ekstraksi cirinya adalah *Scaleinvariant Feature Transform* (SIFT) dengan hasil akurasi tertinggi pada pendekatan jarak *cityblock* adalah 95%[4]. Melalui penelitian lain yang sudah dilakukan[6] telah dibahas ciri-ciri apa saja yang terdapat pada biometrik telapak kaki. Maka, pada tugas akhir ini dibuatlah suatu sistem yang mampu mengidentifikasi individu melalui citra telapak kaki dengan hasil akurasi yang baik.

Sistem mulanya mengambil seluruh penampakan citra telapak kaki, kemudian secara otomatis memotong citra pada bagian yang diinginkan dengan ukuran seragam. Metode ekstraksi ciri *Haar Wavelet* digunakan untuk mendapatkan ciri-ciri citra. Pengklasifikasian biometrik telapak kaki menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbour* (K-NN) yang akan menghasilkan parameter kerja sistem berupa akurasi.

1.2 Penelitian Terkait

Pengenalan individu dapat dilakukan melalui biometrik berdasarkan bagian tubuh (*bodyparts*) dan kebiasaan yang dilakukan (*behavior*). Pada tugas akhir ini akan dilampirkan beberapa penelitian sebelumnya terkait pengenalan menggunakan citra telapak kaki dengan menggunakan berbagai macam metode dan daerah pengujian inputan (*region of interest*).

Pada penelitian oleh Khamael[3] dibahas pengenalan biometrik telapak kaki dengan ekstraksi ciri menggunakan *thresholding*. Citra didapatkan dengan cara akuisisi *inkfootprint* dengan pengujiannya adalah terhadap *Mean Square Error* (MSE). Lalu pada penelitian oleh Kumar dan Ramakrishnan[7] Pembahasan terhadap pengenalan biometrik telapak kaki menggunakan *region of interest* pada area tumit kaki. Metode yang digunakan adalah *Modified Sequential Haar Energy* (MSHET). Dengan pengujian menggunakan *Sequential Haar Transform* (SHT), *Fourier Transform*, dan *Discrete Cosine Transform* (DCT) menghasilkan akurasi tertinggi masing-masing sebesar 92,375%, 87,43% dan 83,64%. Alat akuisisi menggunakan kamera digital untuk mendapatkan citra telapak kaki. Dan penelitian[6] yang mengeksplorasi pendekatan karakteristik biometrik kaki pada geometri, bentuk dan tekstur. Peningkatan kualitas gambar dan tahap ekstraksi fitur pada karakteristik tertentu dari geometri kaki juga dijelaskan pada penelitian ini.

2. Landasan Teori

2.1 Citra Digital

Sebuah citra digital dapat dinyatakan sebagai suatu matriks dengan indeks baris dan kolom yang menyatakan koordinat sebuah titik pada citra tersebut dan nilai masing-masing elemen menyatakan intensitas cahaya pada titik tersebut. Suatu titik pada sebuah citra digital sering disebut sebagai *image element*, *picture element*, piksel. Citra digital merupakan suatu matriks dimana indeks baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut.[2]

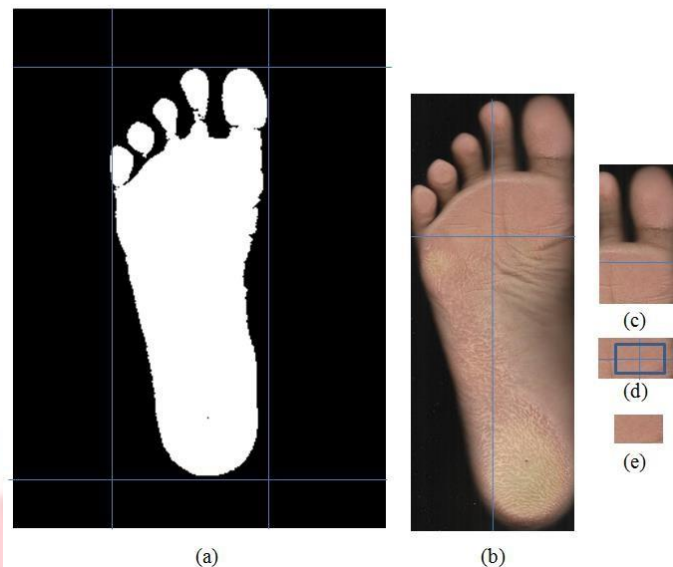
Berikut merupakan representasi matriks berukuran M (baris/tinggi) x N (kolom/lebar), $f(x,y)$ merupakan intensitas citra, sedangkan x dan y merupakan posisi piksel dalam citra.

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.2 Cropping

Tidak seluruh bagian dari citra masukan digunakan dalam proses pengujian. Perlu dilakukan pemilihan daerah *interest* untuk mendapatkan bagian dari objek yang diinginkan, dan menghemat kapasitas *memory*, sekaligus mempercepat waktu komputasi. *Cropping* menghasilkan citra masukan dengan ukuran yang seragam. Diambil *region of interest* (ROI) citra telapak kaki pada daerah minutae[6]. Berikut adalah langkah-langkah dari proses *cropping* :

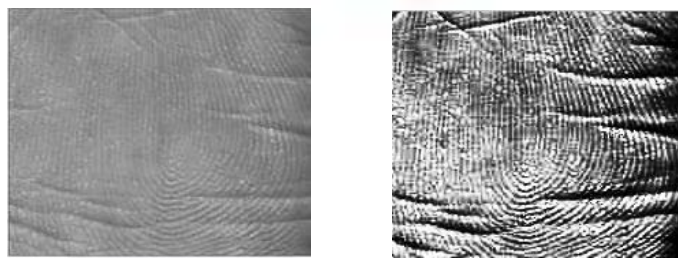
- Batas baris dan kolom dari citra bisa didapatkan dengan cara mencari nilai satu/putih pertama dari baris dan nilai satu/putih terakhir dari baris. Hal yang sama dilakukan pada pencarian batas kolom.
- Ambil daerah dari tengah citra ke kanan, pada kolom. Dan ambil sepertiga bagian citra dari atas ke bawah.
- Ambil citra pada bagian sepertiga dari bawah, pada baris.
- Pada *cropping* terakhir dilakukan parameter pengukuran untuk mendapatkan dimensi ukuran terbaik.
- Parameter pengukuran *region of interest* yaitu 100x100, 140x140, 180x180, dan 180x220.



Gambar 1 Tahapan *Cropping* dan Pemilihan ROI

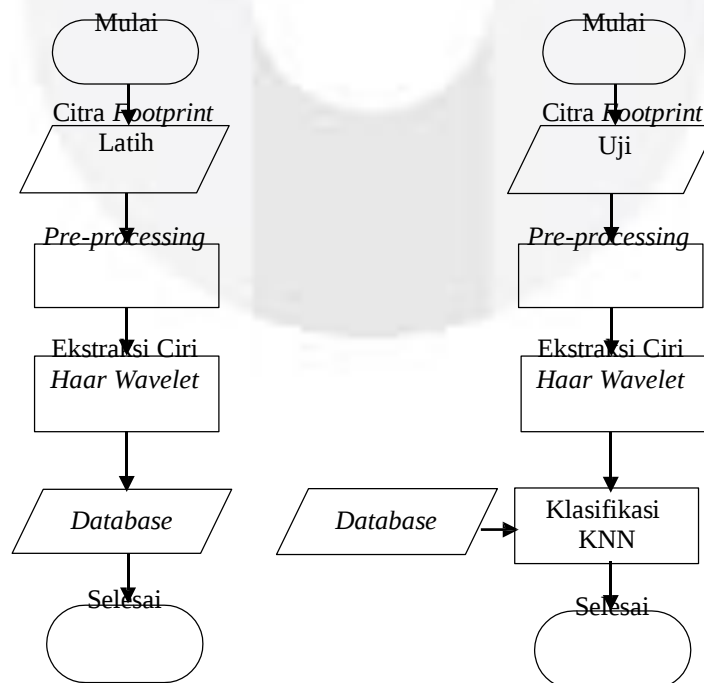
2.3 Ekualisasi Histogram

Ekualisasi histogram adalah sebuah proses mengubah distribusi nilai derajat keabuan pada sebuah citra sehingga menjadi seragam (*uniform*). Histogram hasil ekualisasi akan tetap memiliki puncak dan lembah, namun puncak dan lembah itu akan digeser dan lebih disebar (spreading).[5]



3. Model Sistem

Berikut merupakan blok diagram konfigurasi sistem yang dirancang secara garis besar :

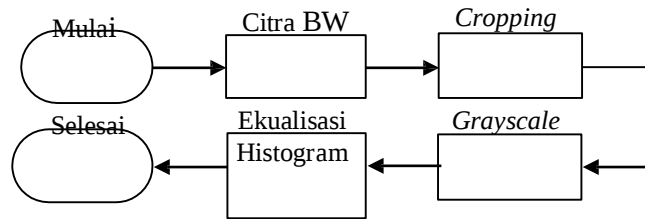


Gambar 2 Diagram Alir Tahap Pelatihan (kiri), dan Tahap Pengujian (kanan)

3.1 Pre-processing

Pre-processing merupakan sebuah proses yang dilakukan pada citra sebelum dilakukan pemrosesan citra selanjutnya. Tujuan *pre-processing* untuk meningkatkan kualitas dan mempersiapkan kondisi citra masukan sebelum ke tahap selanjutnya.

Diagram alir proses *pre-processing* dijelaskan pada gambar berikut :

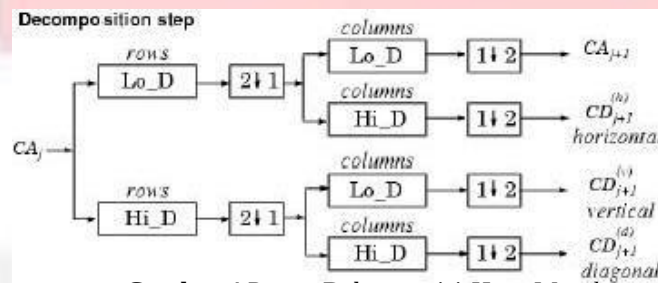


Gambar 3 Diagram alir *pre-processing*

3.2 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan proses pengambilan ciri dari sebuah citra yang menggambarkan karakteristik dari suatu objek. Ciri yang didapatkan melalui proses ekstraksi ciri ini digunakan sebagai pembeda antara objek yang satu dengan objek lainnya.

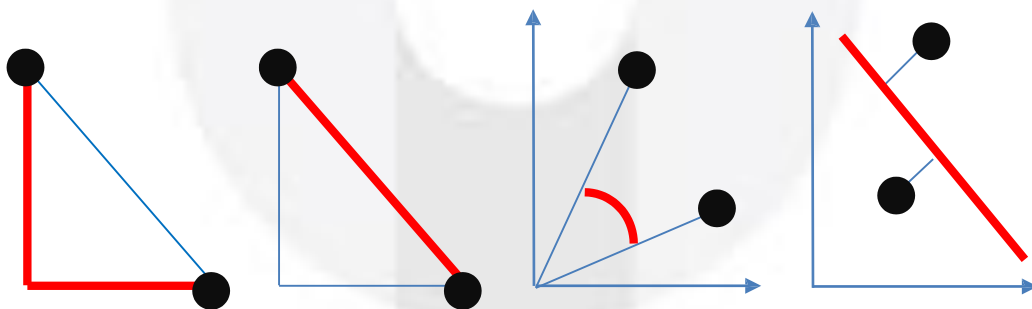
Berikut ini merupakan proses ekstraksi ciri *Haar Wavelet* :



Gambar 4 Proses Dekomposisi *Haar Wavelet*

3.3 Klasifikasi KNN [1]

Dalam tugas akhir ini digunakan metode klasifikasi menggunakan KNN. Pada klasifikasi *K-Nearest Neighbor*, perhitungan jarak terdekat yang digunakan adalah *Euclidean Distance*, *City Block*, *Cosine*, dan *Correlation*. Perhitungan jarak terdekat dibutuhkan untuk menentukan jumlah kemiripan yang dihitung dari ciri yang dimiliki oleh suatu citra. Setelah itu kemunculan ciri atau fitur karakter yang sedang diujikan dibandingkan terhadap masing-masing sample data asli.



Gambar 5 Gambaran Pencarian Jarak *Cityblock* (a), *Euclidean* (b), *Cosine* (c), dan *Correlation* (d)

Berikut ini adalah rumus secara sistematis dari klasifikasi KNN :

1. *City block* atau *manhattan distance*, dengan rumus :

$$D_{cityblock}(x, y) = \sum_{i=1}^d |x_i - y_i| \quad (3)$$

2. *Euclidean Distance*, dengan rumus :

$$D_{euclidean}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (x_i - y_i)^2} \quad (4)$$

3. Cosine, dengan rumus :

$$C(d, \theta) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i(d) x_i(\theta)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i(d)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i(\theta)^2}} \quad (5)$$

4. Correlation, dengan rumus²:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i(d) - \bar{x}(d)) (x_i(\theta) - \bar{x}(\theta))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i(d) - \bar{x}(d))^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i(\theta) - \bar{x}(\theta))^2}} \quad (6)$$

Dimana

$$\bar{x}(d) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i(d) \quad \bar{x}(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i(\theta)$$

$$x_i(d) = \sum_{j=1}^m x_{ij}(d) \quad \text{dan} \quad x_i(\theta) = \sum_{j=1}^m x_{ij}(\theta) \quad (7)$$

4. ANALISIS DAN HASIL SIMULASI

4.1 Hasil Pengujian Terhadap Proses *Preprocessing*

Tahap pre-processing merupakan suatu tahapan untuk mempersiapkan dan menyesuaikan citra telapak kaki sesuai dengan spesifikasi sistem yang dibutuhkan. Berikut ini adalah data hasil pengujian, untuk mencari parameter *preprocessing* yang paling optimal terhadap akurasi sistem.

4.1.1 Parameter *Region of Interest* (ROI)

Dilakukan pengujian untuk mendapatkan nilai ukuran ROI ideal dengan menggunakan 100 citra uji telapak kaki sebelah kanan. Digunakan parameter ekstraksi ciri *haar wavelet* dengan filter *low-low* pada level=1 dan menggunakan klasifikasi K-NN dengan nilai K=1.

Tabel 1 Akurasi parameter ROI terhadap Akurasi sistem

ROI (piksel)	Akurasi			
	Euclidean	Cityblock	Cosine	Correlation
100x100	55 %	59 %	61 %	76 %
140x140	63 %	70 %	73 %	75 %
180x180	72 %	76 %	80 %	79 %
180x220	78 %	75 %	83 %	80 %

Berdasarkan tabel 1, terlihat bahwa semakin besar ukuran ROI semakin besar pula nilai akurasi sistem. Nilai 180x220 piksel adalah nilai maksimal *region* dengan nilai akurasi tertinggi 83% dengan nilai K=1 pada pendekatan *cosine*. Hasil pengujian terbaik akan digunakan pada pengujian selanjutnya.

4.1.2 Parameter Ekualisasi Histogram

Berikut ini adalah data hasil pengujian parameter ekualisasi histogram terhadap akurasi, dengan menggunakan ekstraksi *haar wavelet* dengan nilai level=1 dan filter= *low-low* dan klasifikasi K-NN=1.

Tabel 2 Tabel Pengaruh Parameter Ekualisasi Histogram

Pengujian	Akurasi			
	Euclidean	Cityblock	Cosine	Correlation
Tanpa Hist-Ek	78 %	75 %	83 %	80 %
Dengan Hist-Ek	87 %	86 %	87 %	84 %

Dari tabel 2, dapat kita lihat ekualisasi histogram cukup dapat diandalkan. Terbukti akurasi sistem meningkat dengan penggunaan *pre-processing* ekualisasi histogram. Hal tersebut dikarenakan ekualisasi histogram dapat meratakan sebaran piksel citra telapak kaki sehingga citra akan terlihat lebih jelas. Hasil akurasi tertinggi yang dicapai oleh pendekatan jarak K-NN *euclidean* dan *cosine* adalah 87%.

4.2 Parameter Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri digunakan untuk mengambil satu ciri atau lebih yang mewakili citra telapak kaki. Digunakan ekstraksi ciri transformasi *haar wavelet* dengan melakukan percobaan terhadap parameter level dekomposisi. Masukan adalah citra dari hasil ekualisasi histogram dengan klasifikasi K-NN dengan nilai K=1.

Tabel 3 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi K-NN

Level Wavelet	Jumlah Ciri	Akurasi			
		Euclidean	Cityblock	Cosine	Correlation
1	10101	87 %	86 %	87 %	84 %
2	2116	93 %	92 %	93 %	88 %
3	529	94 %	93 %	94 %	92 %
4	144	94 %	94 %	94 %	92 %
5	36	88 %	90 %	88 %	89 %

6	9	75 %	77 %	75 %	74 %
---	---	------	------	------	------

Pada tabel 3, level dikomposisi paling optimum yaitu pada level=4 dengan keluaran sebanyak 144 ciri dan akurasi tertinggi yang merata pada klasifikasi K-NN pendekatan *eclidean*, *cityblock* dan *cosine* yaitu 94 %. Hal ini membuktikan bahwa semakin besar nilai koefisien level wavelet akan berbanding terbalik dengan jumlah ciri yang didapatkan. Dan jumlah ciri tidak berbanding lurus dengan akurasi yang semakin besar. Terlalu banyak ciri akan membuat kemungkinan kesalahan klasifikasi semakin besar dan sebaliknya apabila ciri hasil ekstraksi terlalu sedikit.

4.3 Pengaruh Parameter Nilai Klasifikasi

Nilai K merupakan jumlah titik pembandingan yang akan dibandingkan dengan titik uji. Pada K=1, akan dicari jarak terdekat dengan nilai titik uji. Untuk Nilai K lebih dari satu, selanjutnya akan dilakukan *voting* berdasarkan mayoritas keberadaan kelasnya. Untuk itu, besar nilai K harus merupakan bilangan ganjil, supaya dapat dilakukan *voting* berdasarkan mayoritas keberadaannya didalam suatu kelas. Nilai K yang digunakan dalam K-NN adalah 1, 3, 5, 7 dan 9. Berikut adalah hasil pengujian K-NN dengan nilai K=1.

Tabel 4 Pengaruh Nilai K Pada KNN Terhadap Akurasi Sistem

Nilai k	Akurasi			
	Euclidean	Cityblock	Cosine	Correlation
1	94 %	94 %	94 %	92 %
3	92 %	94 %	91 %	90 %
5	90 %	91 %	91 %	88 %
7	85 %	89 %	85 %	85 %
9	82 %	87 %	85 %	83 %

Pada tabel 4, dapat dilihat bahwa penggunaan nilai K=1 merupakan nilai akurasi terbesar yang dapat dicapai oleh klasifikasi K-NN pada pendekatan jarak *eclidean* dan *cosine*, serta pada pendekatan jarak *cityblock*, nilai K=3 mempunyai hasil akurasi yang sama besar dengan nilai K=1 yaitu 94%. Hal ini dikarenakan hasil ciri ekstraksi *haar wavelet* pada masing-masing citra tidak jauh berbeda antara kelas yang satu dengan kelas yang lain, yang menyebabkan apabila nilai K semakin besar maka kemampuan sistem dalam membedakan dan menentukan kelas citra semakin menurun.

4.4 Hasil Analisis Sistem Berdasarkan Data Inputan

Pengujian data yang dilakukan dalam tugas akhir ini seluruhnya menggunakan data citra inputan biometrik telapak kaki kanan. Hal tersebut didasarkan pada penelitian sebelumnya yang membahas fitur-fitur biometrik telapak kaki, menggunakan citra inputan telapak kaki sebelah kanan. Namun dalam penelitian tersebut, tidak dicantumkan parameter perbandingan inputan mana yang lebih baik, biometrik telapak kaki kiri atau kanan.

Berikut hasil pengujian yang dilakukan dengan menggunakan inputan citra biometrik telapak kaki kanan (skenario pertama) dan inputan citra biometrik telapak kaki kiri (skenario kedua) dengan jumlah data pengujian yang sama dan parameter-parameter *pre-processing*, dan ekstraksi ciri *haar wavelet* dengan parameter optimal. Proses klasifikasi menggunakan K-NN dengan nilai K=1.

Tabel 6 Pengaruh Inputan Terhadap Akurasi Sistem

Input Telapak Kaki	Akurasi			
	Euclidean	Cityblock	Cosine	Correlation
Kanan	94 %	94 %	94 %	92 %
Kiri	94 %	93 %	91 %	90 %

Pada tabel 6, penggunaan inputan biometrik telapak kaki kiri dan kanan tidak jauh berbeda pengaruhnya terhadap akurasi sistem. Pada citra input telapak kaki kanan didapatkan akurasi tertinggi yakni 94% pada ketiga pendekatan jarak, yaitu *eclidean*, *cityblock*, dan *cosine*. Sedangkan pada citra input telapak kaki kiri didapatkan akurasi tertinggi 94% hanya pada pendekatan jarak *eclidean* saja. Dengan waktu komputasi klasifikasi selama 0.00229 detik.

4.5 Hasil Analisis Sistem Berdasarkan Data Inputan

Berikut ini adalah data hasil pengujian parameter *autorotate* terhadap akurasi, dengan menggunakan ekstraksi *haar wavelet* dengan nilai level=4 dan filter=*low-low*, dan klasifikasi K-NN dengan nilai K=1.

Tabel 7 Pengaruh *Autorotate* Terhadap Akurasi Sistem

Pengujian	Akurasi			
	Euclidean	Cityblock	Cosine	Correlation
Tanpa <i>Autorotate</i>	94 %	94 %	94 %	92 %
Dengan <i>Autorotate</i>	98 %	96 %	98 %	93 %

Dari tabel 7, terlihat *autorotate* dapat meningkatkan akurasi sistem. Dengan klasifikasi K-NN pendekatan jarak *eclidean* dan *cosine* menghasilkan akurasi 98%. Ini membuktikan bahwa sudut yang tepat dan seragam saat proses akuisisi berpengaruh dalam hasil akurasi untuk proses identifikasi. Dengan melakukan

penyeragaman sudut menggunakan *autorotate*, ciri citra telapak kaki dalam suatu kelas akan semakin unik dan membedakan dengan kelas yang lainnya. Penggunaan *autorotate* membutuhkan waktu komputasi selama 2.9796 detik dalam proses ekstraksi ciri atau 7 kali lipat lebih lama dibandingkan tanpa menggunakan *autorotate*.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada sistem dan analisa terhadap data biometrik telapak kaki, maka telah dilakukan simulasi sistem untuk mengidentifikasi biometrik telapak kaki manusia menggunakan metode ekstraksi ciri *haar wavelet* dan K-NN dengan kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode ekstraksi ciri transformasi *Haar Wavelet* dan metode klasifikasi K-NN dapat digunakan untuk membentuk suatu sistem yang dapat mengidentifikasi biometrik telapak kaki dengan akurasi terbaik sebesar 94%. Dan akurasi terbaik sebesar 98% pada pengujian citra menggunakan *autorotate*.
2. Parameter level pada metode ekstraksi ciri *Haar Wavelet* pada data biometrik telapak kaki menunjukkan penggunaan level frekuensi optimum pada level 4.
3. Nilai k pada klasifikasi KNN menentukan akurasi sistem yang diperoleh.
4. Pendekatan *eclidean*, *cityblock* dan *cosine* dengan nilai K=1 menghasilkan akurasi sama baiknya dalam pengujian biometrik telapak kaki dengan akurasi terbaik yaitu 94%.
5. Pendekatan *eclidean* dengan nilai K=1 menghasilkan akurasi terbaik dengan data biometrik telapak kaki yaitu 98% dengan parameter *autorotate*.
6. Pengujian inputan citra biometrik telapak kaki tidak jauh berbeda antara telapak kaki kiri dan kanan.

5.2 Saran

Dari penelitian yang sudah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya agar tercapai sistem yang lebih baik, yaitu :

1. Menggunakan sistem akuisisi yang lebih baik, agar kualitas inputan citra lebih jelas dan tajam.
2. Menentukan skenario akuisisi terbaik agar bentuk citra (sudut akuisisi) seragam, sehingga tidak perlu menggunakan parameter *autorotate*.
5. Memvariasikan *region of interest* (ROI) telapak kaki *multimodal* sebagai inputan, sehingga tidak terbatas hanya pada satu ROI saja.
4. Membuat sistem penolakan agar dapat menolak masukan citra yang tidak dikenali (diluar *data base*).
5. Dapat membuat sistem dengan *real-time*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Achsani, Faisal Nur. 2015. Deteksi Adanya Cacat Pada Kayu Menggunakan Metode *Local Binary Pattern*. Bandung. Telkom University.
- [2] Agus Priyono & Marvin Ch. Wijaya, 2007. Pengolahan Citra Digital Menggunakan *MatLAB Image Processing Toolbox*. Bandung : Informatika.
- [3] Al-Dulaimi, Khamael Abbas. "Using Feature Extraction for Human Footprints Recognition," International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Vol.64, no.3, 2013.
- [4] M.Isfandiary Rahman.2014."Sistem Identikasi Telinga menggunakan *Scale-Invariant Feature Transform* (SIFT) dan KNN".Telkom University.
- [5] Putra, Darma. 2010. Pengolahan Citra Digita. Yogyakarta: Andi
- [6] Uhl, Andreas dan Wild, Peter.(2008)."Wild Footprint-based biometric verication". Department of Computer Sciences University of Salzburg.
- [7] V. D. A. Kumar dan M. Ramakrishnan, "Footprint Recognition using Modified Sequential Haar Energy Transform (MSHET)," IJCSI International Journal of Computer Science Issues, vol.7, Issue 3, no. 5, 2010.
- [8] Wibowo, Daniel S. Anatomi Tubuh Manusia. Jakarta. Gramedia. 2005.