

## IDENTIFIKASI GENDER INDIVIDU MELALUI POLA *RUGAE PALATINA* BERBASIS *SMARTPHONE ANDROID*

### *GENDER TYPES OF INDIVIDUALS IDENTIFICATION THROUGH RUGAE PALATINE BASED ON ANDROID SMARTPHONE*

Cynthia Erika Magdalena<sup>1</sup>, Hilman Fauzi Tresna<sup>2</sup>, Sofia Sa'idah<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Universitas Telkom, Bandung

<sup>1</sup>cynthiaerikaa@student.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>hilmanfauzitp@telkomuniversity.ac.id,

<sup>3</sup>sofiasaidah@telkomuniversity.ac.id

---

#### Abstrak

Indonesia sering kali ditimpa berbagai bencana, baik secara natural maupun buatan manusia. Bencana besar menyebabkan banyaknya korban jiwa dengan kondisi tubuh jenazah yang rusak. Hal ini menyebabkan proses identifikasi menggunakan sidik jari atau sidik bibir tidaklah efektif. Oleh karena itu, proses identifikasi korban dapat dilakukan dengan *Rugae Palatina*. *Rugae Palatina* mempunyai karakteristik yang unik dan individual, serta lebih tahan terhadap trauma karena letaknya yang berada didalam. Dalam penelitian ini, telah dirancang sebuah aplikasi *mobile* (Android) untuk mengidentifikasi jenis kelamin menggunakan pola citra *Rugae Palatina*. Perancangan sistem ini menggunakan 19 data *Rugae Palatina* dengan komposisi 70% citra untuk data latih dan 30% citra untuk data uji. Citra latih akan melewati tahapan *pre-processing*, segmentasi, ekstraksi ciri dengan metode *Local Binary Pattern (LBP)* dan klasifikasi dengan metode *K-Nearest Neighbor (KNN)*. Hasil dari penelitian ini adalah sistem yang mampu mengidentifikasi jenis kelamin individu dengan melihat kombinasi pola *Rugae Palatina* yang sudah dikenali sebelumnya. Hasil penelitian Tugas Akhir ini mendapatkan nilai akurasi tertinggi pada nilai 100% dengan waktu komputasi selama 63,261 detik dengan rata-rata waktu komputasi perindividu adalah 3,33 detik. Dengan adanya sistem ini diharapkan dapat memberi manfaat kepada semua pihak, baik kepolisian maupun kedokteran dalam proses mengidentifikasi jenis kelamin individu melalui pola *Rugae Palatina*.

**Kata Kunci:** *Android, K-Nearest Neighbor, Local Binary Pattern, Rugae Palatina*

---

#### Abstract

Indonesia is often hit by various disasters, both natural and man-made. Major disasters caused many casualties with the condition of the damaged bodies. This causes the identification process using fingerprints or lip prints to be ineffective. Therefore, the victim identification process can be carried out with the *Rugae Palatine*. *Rugae Palatine* has unique and individual characteristics, also more resistant to trauma because of its internal location. In this study, a mobile application (Android) has been designed to identify gender using the image pattern of *Rugae Palatine*. The design of this system uses 19 *Rugae Palatine* data with a composition of 70% images for training data and 30% images for test data. The training image will go through the stages of *pre-processing*, segmentation, feature extraction using the *Local Binary Pattern (LBP)* method and classification using the *K-Nearest Neighbor (KNN)* method. The result of this study is a system that is able to identify the gender of an individual by looking at the combination of previously recognized *Rugae Palatine* patterns. The results of this final project get the highest accuracy value at 100% with a computation time of 63.261 seconds with an average computation time of 3.33 seconds per individual. With this system, it is hoped that it will benefit all parties, both the police and medicine, in the process of identifying the gender of an individual through the *Rugae Palatine* pattern.

**Keywords:** *Android, K-Nearest Neighbor, Local Binary Pattern, Rugae Palatina*

---

#### 1. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara yang rentan terjadi bencana alam. Bencana alam yang terjadi secara *massive* menyebabkan kerusakan yang besar pula pada tubuh korban. Potongan tubuh yang hilang atau rusak membuat korban yang meninggal tidak dapat diidentifikasi identitasnya dengan baik. Dalam keadaan seperti ini, penerapan identifikasi korban dengan metode sidik bibir, sidik jari, gigi, ataupun tulang tidak

dapat digunakan karena tidak efektif. Beberapa keterbatasan tersebut mengakibatkan pihak odontologi forensik terkendala dalam mengidentifikasi korban.

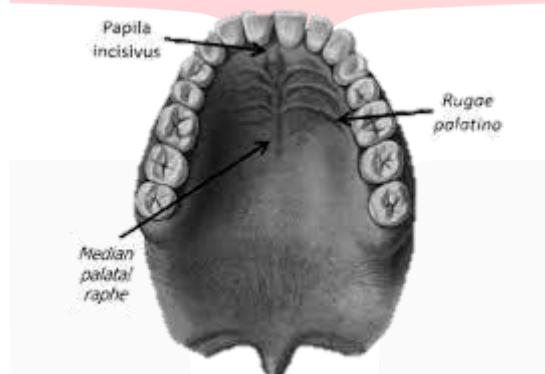
Odontologi forensik adalah cabang ilmu kedokteran yang membantu penyidik dalam kasus penentuan identitas individu dalam masalah bencana massal [1]. Telah dilakukan beberapa penelitian mengenai metode identifikasi individu. Rugae palatina terbukti bersifat sangat individual, sehingga dapat dijadikan pilihan untuk membantu proses identifikasi [1] [2]. Posisi Rugae Palatina yang sangat dalam dan terlindungi, membuat Rugae palatina sangat terlindungi dan tidak mudah rusak [3]. Bentuk dari rugae palatina juga bersifat tetap setelah usia 10 tahun [2].

Pada penelitian ini, dilakukan pembuatan sistem berbasis android yang dapat mengidentifikasi jenis kelamin individu menggunakan pola rugae palatina. Sistem ini dirancang untuk menganalisa citra rugae palatina dengan cepat karena berbasis android (*mobile*). Metode yang diterapkan pada sistem ini adalah Geometric Active Contour (GAC) untuk segmentasi, Local Binary Pattern (LBP) untuk ekstraksi ciri, dan K Nearest Neighbor (KNN) untuk klasifikasi.

## 2. Perancangan Sistem

### 2.1 Rugae Palatina

Rugae palatina atau yang biasa disebut *rugae palatal*, adalah Bahasa Latin yang artinya kerutan atau lipatan. Rugae palatina terletak di sepertiga anterior palatum keras, terlindungi oleh anatomi kepala, dikelilingi oleh pipi, bibir, lidah, dan *buccal pad* serta terlindungi dari trauma [2]. Setiap individu memiliki pola pada rugae palatina yang berbeda-beda, bahkan pada individu yang kembar sekalipun. Fungsi rugae palatina adalah untuk memfasilitasi makanan dan membantu proses pengunyahan [2].



Gambar 1. Rugae Palatina

Penelitian pengujian ketahanan rugae palatina telah dilakukan oleh Muthusubramanian dkk pada tahun 2005. Populasi data pengujian adalah korban kebakaran yang diperiksa 72 jam setelah kejadian dengan luka bakar derajat tiga, yang merupakan luka bakar yang serius karena selain merusak lapisan kulit dan lemak, dapat pula merusak otot dan tulang, serta mayat yang sudah dibekukan dengan temperatur 5°C selama tujuh hari. Hasil penelitian menunjukkan bahwa 93% bentuk rugae palatina pada korban kebakaran tersebut adalah normal dan tidak ada perubahan warna pada 77% permukaan anatomi mayat yang telah dibekukan [7].

### 2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah proses memasukkan gambar tipe 2 dimensi menggunakan komputer dan memiliki keluaran citra seperti yang dikehendaki. Citra digital dinyatakan dalam bentuk fungsi  $f(x,y)$  dalam koordinat. Variabel  $x$  untuk posisi arah horizontal (baris) dan  $y$  untuk arah vertikal (kolom). Umumnya, citra digital berbentuk matriks persegi panjang dengan ukuran  $M$  lebar dan  $N$  tinggi ( $M \times N$ ) [4].

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

Gambar 2. Matriks Citra Digital

Komputer mendigitalkan data gambar. Sehingga gambar asli yang memiliki tingkat kecerahan yang berbeda (analog), akan diubah menjadi data atau nilai yang terkuantisasi, yaitu nilai-nilai dengan angka yang bulat (diskrit) [4]. Standar umum yang biasa digunakan adalah seputaran intensitas senilai 256 level dan kode biner sebanyak 1 byte atau 8 digit (bit). Tingkat resolusi pada citra digital direpresentasikan dengan piksel. Resolusi adalah tingkat detail dari suatu citra (kualitas).

### 2.2.1 Citra RGB

Citra warna adalah jenis citra yang memiliki 3 jumlah kanal, yaitu merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*).



Gambar 3. Contoh Citra RGB

Masing-masing komponen citra menyimpan 8 bit memori, sehingga pada format file grafis, memori penyimpanan citra warna adalah 24 bit. Maka dari itu, terdapat 24 juta warna pada citra RGB. Kombinasi warna pada setiap layer bernilai 0 sampai 255.

Tabel 1. Komposisi Warna pada RGB

Warna	<i>Red</i>	<i>Green</i>	<i>Blue</i>
Hitam	0	0	0
Putih	255	255	255
Merah	255	0	0
Hijau	0	255	0
Biru	0	0	255

### 2.2.2 Citra Grayscale

Citra keabuan merupakan citra yang memiliki 256 jenis warna. Setiap pikselnya bernilai 0 sampai 255. Dengan nilai yang sama dengan nilai piksel pada citra RGB, namun keduanya memiliki jumlah kanal yang berbeda. Citra keabuan hanya memiliki 1 kanal yang setiap pikselnya memerlukan 8 bit memori.



Gambar 4. Contoh Citra Keabuan

Pada dasarnya citra keabuan adalah hasil rata-rata dari 3 nilai kanal RGB. Citra keabuan terdiri dari 3 layer RGB yang kemudian ketiga nilainya dijumlahkan lalu dibagi 3 (jumlah layer/kanal citra RGB), lalu akan disamakan untuk ketiga nilai pada kanal RGBnya.

### 2.2.3 Citra Biner

Citra hitam putih biasa dikenal dengan citra Bnw atau Black and White. Jenis citra ini hanya memiliki kedalaman 1 bit karena setiap pikselnya hanya dikodekan dengan nilai 0 dan 1 (bilangan biner).



Gambar 5. Contoh Citra Biner

Nilai piksel 0 merepresentasikan citra dengan intensitas warna yang gelap (cahaya minimum) dan nilai piksel 1 merepresentasikan citra dengan intensitas warna yang terang (cahaya maksimum). Citra biner biasanya ditemukan pada gambar untuk deteksi tepi, hasil segmentasi, atau morfologi [5].

### 2.3 Geometric Active Contour

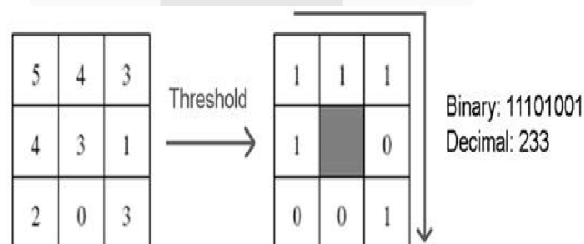
Geometric Active Contour (GAC) adalah salah satu metode segmentasi yang pertama kali diperkenalkan oleh Kass [6, 7]. Geometric Active Contour adalah metode yang berbasis *edge* atau tepian yang berdasarkan tepi objek [8]. Metode ini dapat bergerak melebar ataupun menyempit dengan cara meminimumkan energi citra menggunakan tenaga eksternal [8]. GAC dapat aplikasikan dengan rumus berikut ini

$$L(t) = \int_0^1 g(I) \left| \frac{\partial C}{\partial p} \right| dp$$

Dimana  $g(I)$  adalah fungsi multiplikasi deteksi tepi,  $L(t)$  adalah panjang dari kontur citra dengan menggunakan *level set*, dan  $\frac{\partial C}{\partial p}$  adalah fungsi kontur  $\partial C$  awal pada  $\partial p$ .

### 2.4 Local Binary Pattern

Local Binary Pattern atau LBP adalah metode ekstraksi ciri dengan menggunakan bodel statistika dan struktur [9]. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Timo Ojala pada tahun 1996. Operator LBP asli bekerja dengan delapan piksel tetangga dan menggunakan nilai piksel pusat sebagai *threshold* [8].



Gambar 6. Blok operator LBP asli

Dari gambar blok LBP 3x3 diatas dapat dilihat bahwa terdapat 9 buah nilai piksel dengan nilai tengah (*threshold*) 3. Nilai piksel yang lebih besar daripada *threshold* akan diberi nilai 1 dan yang lebih rendah akan diberi nilai 0. Pada perhitungannya, sebelum membandingkan nilai piksel dengan *threshold*nya, perlu ditentukan nilai P dan R. Di mana P adalah jumlah piksel tetangga yang akan dibandingkan dengan piksel tengah dan R adalah jari-jari dari piksel tengah ke piksel tetangga [8].

Ekstraksi ciri orde pertama pada metode ekstraksi ciri adalah metode untuk pengambilan ciri berdasarkan nilai yang ada pada histogram citra. Pada pengaplikasiannya, terdapat 5 jenis ekstraksi ciri orde pertama, yaitu:

## 1. Mean

Metode mean adalah ekstraksi ciri statistik yang memberi informasi mengenai ukuran dispersi suatu citra.

$$\mu = \sum_n f_n P(f_n) \quad (1)$$

## 2. Variance

Metode variance adalah ekstraksi ciri yang memberi informasi mengenai variasi elemen pada histogram dari suatu citra.

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu) P(f_n) \quad (2)$$

## 3. Standard Deviation

Metode ini digunakan untuk menghitung ukuran dari variasi nilai-nilai yang ada pada suatu citra.

$$\sigma = \sum_n (s_n - \mu) P(f_n) \quad (3)$$

## 4. Skewness

Metode ini menunjukkan distribusi nilai yang dominan yang ada pada suatu citra.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (f_n - \mu) P(f_n) \sigma^3 \quad (4)$$

## 5. Entropy

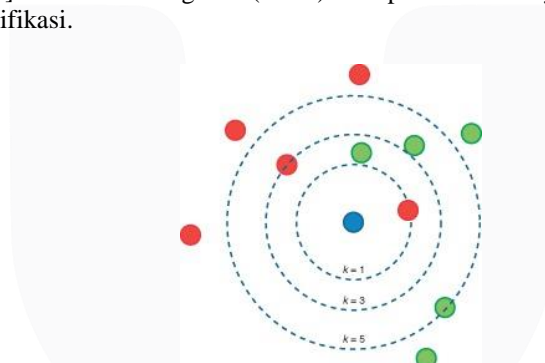
Metode ini merupakan ukuran dari ketidakberaturan bentuk suatu citra.

$$H = \sum_n P(f_n) \log_2(P(f_n)) \quad (5)$$

Dimana,  $f_n$  adalah nilai intensitas keabuan dan  $p(f_n)$  merupakan nilai kemungkinan intensitas pada suatu citra tersebut muncul.

### 2.5 K Nearest Neighbor

Metode K-Nearest Neighbor adalah salah satu metode klasifikasi yang mengelompokkan data dengan mencari jarak terdekat antara data yang dievaluasi dengan K tetangga (*neighbor*) terdekatnya dalam data yang sudah dilatih [10]. K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan metode yang paling sederhana untuk memecahkan masalah klasifikasi.



Gambar 7. Ilustrasi Metode KNN

Dalam penentuan kedekatan atau jarak metrik dari pusat ke sampel terdekat pada metode KNN, terdapat beberapa rumus yang dapat digunakan, diantaranya:

a. *Euclidean Distance*

Dalam menghitung jarak dua titik, dapat dicari dengan persamaan berikut [11, 12]:

$$D_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (6)$$

Dimana D adalah jarak kedekatan, x adalah data training, y adalah data testing, i adalah atribut individu dengan nilai 1 sampai dengan n, dan n adalah jumlah atribut individu.

b. *Cosine Distance*

Pada perhitungan ini, *cosine distance* dihitung dengan 1 dikurangi dengan nilai cos dari sudut antara dua titik yang didefinisikan sebagai berikut [13, 8]:

$$d_{s,t} = 1 - \cos \theta \quad (7)$$

Yang mana, 
$$\cos \theta = \frac{XsXt}{|Xs||Xt|} \quad (8)$$

c. *City Block Distance*

*City Block Distance* menghitung jarak antar dua titik dari jumlah perbedaan nilai mutlak koordinat kartesian yang dituliskan dengan persamaan berikut [13, 8]:

$$d_{s,t} = \sum_{j=1}^n |s_j - t_j| \quad (9)$$

d. *Correlation Distance*

Dalam *correlation distance*, titik-titik dianggap sebagai barisan nilai. Jarak antara nilai  $x_s$  dan  $x_t$  dapat dihitung dengan persamaan berikut [13, 8]:

$$d_{s,t} = \left(1 - \frac{(x_s - \bar{x}_s)(x_t - \bar{x}_t)}{((x_s - \bar{x}_s)(x_s - \bar{x}_s)(x_t - \bar{x}_t)(x_t - \bar{x}_t))}\right) \quad (10)$$

Dengan keterangan s,t adalah koordinat titik objek dan n adalah jumlah objek.

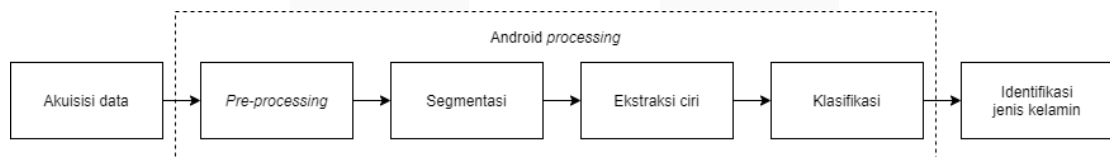
## 2.6 Android

Android diciptakan oleh perusahaan Google yang bekerja sama dengan Open Handset Alliance [27]. Android merupakan *operating system mobile* berbasis linux yang dirancang untuk perangkat bergerak layar sentuh, seperti telepon pintar dan tablet [17]. Kelebihan Android adalah sumbernya sangat terbuka, sehingga memungkinkan perangkat lunak ataupun programmer lain dapat memodifikasi dengan bebas dan didistribusikan [17]. Digunakan Android Client-Server sebagai bentuk penerapan teknologi komunikasi jarak jauh [18]. *Client* adalah penerima atau pengguna sebuah aplikasi. *Server* adalah perangkat yang menyediakan *interface* atau tampilan yang mengelola aplikasi tersebut.

Android Studio adalah IDE (Integrated Development Environment) resmi untuk pengembangan aplikasi Android. Android Studio dikembangkan berdasarkan IntelliJ IDEA yang disertai dengan ADT (Android Development Tools) Plugin yang memiliki beberapa fitur didalamnya [26].

## 3. Perancangan Sistem dan Analisis

### 3.1 Desain Model Sistem



Gambar 8. Desain Model Pengerjaan Sistem

Diatas adalah sistem yang ada pada penelitian ini. Sistem dirancang menjadi dua tahap klasifikasi, yaitu tahap pengenalan pola dan tahap pengenalan jenis kelamin individu. Pada tahap segmentasi dan ekstraksi ciri akan dilakukan preprocessing berbeda karena menggunakan citra *input* yang berbeda pula.

### 3.2 Akuisisi Data

Akuisisi data atau citra adalah tahap pengumpulan data yang nantinya digunakan untuk keperluan pengujian sistem. Jenis data yang nantinya dibutuhkan adalah data uji dan data latih. Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 19 citra rugae palatina. Citra yang digunakan merupakan cetakan dari rugae palatina yang sudah diberi tanda pada garis tepian polanya menggunakan spidol lalu difoto dan disimpan dengan format .jpg.

### 3.3 Analisis

Pada penelitian ini, akan dilakukan pengujian terhadap perubahan ukuran kernel, panjang jari-jari metode LBP, serta jenis KNN *Cosine*, *City Block*, *Euclidean*, dan *Correlation* dengan masing-masing nilai K adalah 1, 3, 5, 7, dan 9. Pengujian ini akan menunjukkan tingkat akurasi dan waktu komputasi, sehingga dapat menjadi pembandingan parameter-parameter yang baik untuk diterapkan ke dalam sistem.

Hasil dari skenario perubahan ukuran kernel dengan ukuran 2x2, 3x3, 4x4, dan 5x5 akan ditunjukkan pada tabel dibawah ini.

Tabel 2. Hasil Pengujian Perubahan Ukuran Kernel

Ukuran	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
2x2	83%	1,56
3x3	17%	1,39
4x4	83%	1,46
5x5	67%	1,31

Dapat terlihat bahwa nilai akurasi terbaik berada pada ukuran kernel 2x2 dan 4x4. Namun jika melihat data waktu komputasi, pada ukuran kernel 2x2 tercatat waktu komputasi selama 1.56 detik dan pada ukuran kernel 4x4 tercatat waktu komputasi selama 1.46 detik. Dengan tingkat akurasi yang sama, namun bisa terlihat bahwa sistem dengan menggunakan ukuran kernel 4x4 ternyata lebih efektif karena waktu komputasi yang lebih kecil. Maka dari itu, ukuran kernel yang akan dipilih untuk diterapkan dalam sistem ini adalah ukuran kernel 4x4.

Hasil skenario pengujian kedua dengan panjang jari-jari yang ada pada metode LBP adalah 1, 2, dan 3, dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Nilai R pada LBP

R	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
1	50%	71,7
2	50%	63,79
3	83%	61,7

Melalui data yang dapat dilihat pada tabel 3, dapat terlihat bahwa dari tiga nilai jari-jari LBP yang digunakan, nilai R=3 mendapat akurasi yang paling tinggi, yaitu 83%. Jika membandingkan pula dengan waktu komputasinya, dapat dilihat bahwa nilai komputasi paling kecil dan efisien didapat pada waktu 61,7 detik, yaitu pada saat R=3. Maka dari itu, jari-jari LBP yang akan digunakan pada sistem ini adalah 3.

Pada skenario terakhir, telah dilakukan pengujian jenis KNN *Cosine*, *City Block*, *Euclidean*, dan *Correlation* dengan nilai K masing-masing 1, 3, 5, 7, dan 9. Hasil perhitungan akurasi dan waktu komputasi akan ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 4. Hasil Akurasi Jenis KNN dengan Nilai K Berbeda

Jenis KNN	Akurasi dengan Nilai K				
	1	3	5	7	9
<i>Cosine</i>	50%	83%	67%	100%	33%
<i>City Block</i>	50%	50%	50%	33%	33%
<i>Euclidean</i>	33%	83%	83%	33%	17%
<i>Correlation</i>	33%	50%	33%	50%	17%

Jika melihat nilai akurasi yang telah didapatkan dari jenis-jenis nilai KNN dan masing-masing K diuji dengan nilai 1, 3, 5, 7, dan 9, dapat terlihat bahwa akurasi yang berada dibawah 50% berjumlah 5 buah. Didapatkan akurasi bernilai 67% sebanyak 1 buah pada nilai K=5 dengan KNN *cosine*. Nilai akurasi 83% didapatkan sebanyak 3 buah, yaitu pada nilai K=3 pada KNN *cosine* dan *euclidean*, serta pada K=5 pada KNN *euclidean*. Nilai akurasi paling tinggi diperoleh pada angka 100%, yaitu pada nilai K=7 KNN *cosine*.

Tabel 5. Hasil Waktu Komputasi Jenis KNN dengan Nilai K Berbeda

Jenis KNN	Waktu Komputasi dengan Nilai K (detik)				
	1	3	5	7	9
<i>Cosine</i>	0,097	0,109	0,108	0,101	0,121
<i>City Block</i>	0,111	0,102	0,110	0,110	0,125
<i>Euclidean</i>	0,114	0,111	0,101	0,105	0,078
<i>Correlation</i>	0,101	0,102	0,105	0,103	0,103

Dengan membandingkan waktu komputasi yang didapatkan pada 3 akurasi tertinggi, akan didapatkan pada akurasi 67% memerlukan waktu 0,108 detik untuk mengeksekusi sistem. Pada akurasi 83%, dengan nilai  $K=3$  KNN *cosine*, dibutuhkan waktu sebanyak 0,109. Sedangkan pada nilai  $K$  yang sama pada KNN *euclidean*, dibutuhkan waktu yang lebih lama, yaitu 0,111 detik. Pada akurasi 100%, dibutuhkan waktu yang lebih cepat daripada waktu komputasi dengan akurasi lainnya, yaitu selama 0,101 detik.

#### 4. Kesimpulan

Setelah melakukan penelitian mengenai identifikasi gender melalui pola rugae palatina, dapat disimpulkan bahwa:

1. Pola rugae palatina bersifat individual dan dapat menjadi alternatif dalam pengenalan jenis kelamin individu.
2. Nilai parameter yang baik untuk dapat diterapkan pada sistem ini adalah dengan kombinasi parameter ukuran kernel  $4 \times 4$ ,  $R=3$  pada metode ekstraksi ciri, dan nilai  $k=7$  pada metode KNN dengan rumus *cosine*.
3. Telah didapat tingkat akurasi pengenalan jenis kelamin individu sebesar 100% dengan waktu komputasi total selama 63,261 detik dan rata-rata waktu komputasi perindividu adalah selama 3,33 detik.
4. Aplikasi ini dapat mengenali jenis kelamin individu dan dapat digunakan dimana saja dan kapan saja dengan relatif lebih mudah berbasis *smartphone* android.

#### Referensi

- [1] S. Chairani and E. I. Auerkari, "Pemanfaatan Ruga Palatal untuk Identifikasi Forensik," *Indonesian Journal of Dentistry*, pp. 261-269, 2008.
- [2] N. Kasuma, *Rugae Palatina*, Padang: Andalass University Press, 2017.
- [3] P. Chitroda, G. Katti, S. Ghali, I. A. Baba and V. G, "Palatal Rugae Pattern As An Aid For Personal Identification: A Review," *Scholarly*, vol. 13, no. 1, p. 1, 2013.
- [4] S. R. Sulistiyani, F. A. Setyawan and M. Komarudin, "Ukuran dan Resolusi Citra," in *Pengolahan Citra: Dasar dan Contoh Penerapannya*, Yogyakarta, Teknosain, 2016, p. 31.
- [5] M. S. Samosir, B. Hidayat and A. T. Hayati, "Implementasi Identifikasi Pola Rugae Palatina Menggunakan Metode Discrete Cosine Transform (DCT) dan Support Vector Machine (SVM) Pada Android," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 4, no. 2, pp. 2005-2012, 2017.
- [6] F. Basyid and K. Adi, "SEGMENTASI CITRA MEDIS UNTUK PENGENALAN OBJEK KANKERMENGGUNAKAN METODEACTIVE CONTOUR," *Youngster Physics Journal*, vol. 3, no. 3, pp. 209-216, 2014.
- [7] F. Basyid and K. Adi, "Segmentasi Citra Medis untuk Pengenalan Objek Kanker Menggunakan Metode Active Contour," *Youngster Physics Journal*, vol. 3, no. 3, pp. 209-216, 2014.
- [8] A. S. Rizcky, B. Hidayat and F. Oscandar, "Identifikasi Pola Rugae Palatina Berdasarkan Metode Geometric Active Contour (GAC) dengan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Pada Populasi Mahasiswa S1 Teknik Telekomunikasi Angkatan 2015 Universitas Telkom," *e-Proceeding*, vol. 6, no. 1, pp. 741-748, 2019.
- [9] A. Kurniawardhani, N. Suciati and I. Arieshanti, "Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri yang Invariant Terhadap Rotasi," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 12, no. 2, pp. 48-60, 2014.



- [10] N. Hermaduanti and S. Kusumadewi, "Sistem Pendukung Keputusan Berbasis SMS untuk Menentukan Status Gizi dengan Metode K-Nearest Neighbor," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, Yogyakarta, 2008.
- [11] A. J. T, D. Yanosma and K. Anggriani, "IMPLEMENTASI METODE K-NEAREST EIGHBOR (KNN) DAN SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING (SAW) DALAM PENGAMBILAN KEPUTUSAN SELEKSI PENERIMAAN ANGGOTA PASKIBRAKA," *Jurnal Pseudocode*, vol. III, no. 2, pp. 98-112, 2016.
- [12] D. Yanosma, A. J. T and K. Anggriani, "Implementasi Metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Simple Additive Weighting (SAW) dalam Pengambilan Keputusan Seleksi Penerimaan Anggota Paskibra," *Jurnal Pseudocode*, vol. 8, no. 2, pp. 98-112, 2016.
- [13] A. S. Rizcky, "IDENTIFIKASI POLA RUGAE PALATINA BERDASARKAN METODE GEOMETRIC ACTIVE CONTOUR(GAC) DENGAN KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) PADA POPULASI MAHASISWA S1 TEKNIK TELEKOMUNIKASI ANGKATAN 2015 UNIVERSITAS TELKOM," Universitas Telkom, Fakultas Teknik Elektro, Bandung, 2019.
- [14] A. Kurniawardhani, N. Suciati and I. Arieshanti, "Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Yang Invariant Terhadap Rotasi," *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informas*, vol. 12, no. 2, pp. 48-60, 2014.
- [15] S. K. Ninki Hermaduanti, "SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN BERBASIS SMS UNTUK MENENTUKAN STATUS GIZI DENGAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, Yogyakarta, 2008.