

Klasifikasi Ras Mongoloid Berbasis Citra Wajah menggunakan Algoritma k-Nearest Neighbors

Febryanti Sthevanie ^{#1}, Hafidh Fikri Rasyid ^{#2}, Kurniawan Nur Ramadhani ^{#3}

[#] *Fakultas Informatika, Universitas Telkom
Jl. Telekomunikasi No. 01, Terusan Buah Batu, Bandung 40257*

¹ sthevanie@telkomuniversity.ac.id

² hafidhfikri.rasyid@gmail.com

³ kurniawannr@telkomuniversity.ac.id

Abstract

In this research, we built a system to classify Mongoloid and non-Mongoloid races based on the periorbital area of the face. This research used Local Binary Pattern (LBP) feature extraction method and k-Nearest Neighbors (k-NN) classification algorithm. We used facial image of 996 different individuals. From this research, we obtain that the best parameter configuration for LBP algorithm is $P = 8$, $R = 4$ and grid size 5×5 . While for k-NN, we obtained the optimal value for parameter $k = 5$. The best accuracy obtained in this racial classification system using LBP and k-NN methods is 91.88%.

Keywords: Race Classification, Facial Image, k-Nearest Neighbors, Local Binary Pattern.

Abstrak

Pada penelitian ini dibangun sistem untuk mengklasifikasi ras Mongoloid dan non-Mongoloid berdasarkan daerah periorbital wajah. Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan algoritma klasifikasi *k-Nearest Neighbors* (k-NN). Penelitian ini menggunakan citra wajah dari 996 individu berbeda. Dari penelitian ini, didapatkan konfigurasi parameter terbaik untuk algoritma LBP yaitu nilai $P=8$, $R=4$ dan ukuran grid 5×5 . Sedangkan untuk k-NN didapatkan nilai optimal untuk parameter $k=5$. Nilai akurasi terbaik yang didapatkan pada sistem klasifikasi ras ini menggunakan metode LBP dan k-NN adalah sebesar 91,88 %.

Kata Kunci: Klasifikasi Ras, Citra Wajah, k-Nearest Neighbors, Local Binary Pattern.

I. INTRODUCTION

Klasifikasi ras adalah salah satu cara yang digunakan untuk memperkecil ruang pencarian individu. Salah satu daerah pada tubuh yang menyimpan informasi ras adalah wajah [2]. Pada penelitian di tahun 2010, daerah periorbital wajah yang menjadi fokus klasifikasi ras menggunakan metode *Local Binary Pattern* [5]. Dua tahun kemudian, muncul penelitian lanjutan dengan daerah wajah yang lebih luas yaitu daerah periorbital wajah, bentuk hidung dan warna kulit tetapi dengan metode yang berbeda yaitu gabungan *Kernel Class-dependent Feature Analysis* dan *Facial Color Features* [9]. Perbedaan dari kedua penelitian di atas adalah tingkat akurasi yang dihasilkan. Pada penelitian pertama dihasilkan akurasi tertinggi di angka 94% dan pada penelitian kedua dihasilkan akurasi tertinggi di angka 96% [5] [9].

Pada penelitian kali ini dibangun sebuah sistem untuk klasifikasi ras manusia berdasarkan daerah periorbital wajah yaitu gabungan dari daerah periorbital mata dan daerah hidung menggunakan metode

Local Binary Pattern. Metode ini dipilih karena *Local Binary Pattern* tidak memperhitungkan warna kulit seperti pada metode gabungan *Kernel Class-dependent Feature Analysis* dan *Facial Color Features*. Warna kulit dalam klasifikasi ras rentan dimanipulasi baik dari pencahayaan maupun kosmetik sehingga membuat akurasi sistem menjadi rendah [1]. Untuk metode klasifikasi ras yang dipilih untuk penelitian ini adalah metode *K-Nearest Neighbor* karena metode ini cukup sederhana dan tidak memerlukan proses pelatihan sebelumnya.

II. DASAR TEORI

A. Ras

Istilah etnis dan ras memiliki terminologi yang tumpang tindih antara satu sama lain dan sering digunakan secara bergantian dalam literatur biometrik [1]. Ras cenderung mengelompokkan suatu individu berdasarkan individu berdasarkan faktor biologis seperti bentuk fisik pada tubuh sedangkan etnis mengelompokkan individu berdasarkan faktor sosiologi seperti bahasa, kewarganegaraan, leluhur, dan budaya [2]. Secara umum ras yang ada di dunia dibagi menjadi tiga jenis yaitu mongoloid, kaukasoid, dan negroid. Perbedaan bentuk karakteristik pada wajah yang dimiliki oleh ras mongoloid, kaukasoid, dan negroid adalah sebagai berikut [3]:

- 1) Ras mongoloid memiliki mata sipit dan terdapat lipatan kulit ke arah bola mata pada ujung kelopak mata atas. Hidung ras mongoloid pesek dan tidak lebar
- 2) Ras kaukasoid memiliki mata lebar dan kelopak mata ganda dan lebar. Hidung ras kaukasoid mancung
- 3) Ras negroid memiliki mata lebar dan hidung yang lebar dan pesek.

B. Periorbital Wajah

Periorbital wajah adalah sebuah daerah yang paling dominan pada wajah. Hal ini disebabkan karena daerah periorbital melingkupi daerah yang sangat luas pada wajah yaitu dari alis hingga hidung. Untuk bentuk citra dari periorbital wajah dapat dilihat pada Gambar 1 berikut. Daerah periorbital wajah terdiri



Gambar 1. Citra Daerah Periorbital Wajah

dari daerah periocular mata atau daerah sekitar mata. Selain itu pada daerah periorbital wajah terdapat daerah hidung. Daerah periorbital wajah adalah salah satu daerah pada wajah yang tidak terpengaruh pada umur dibandingkan daerah wajah yang lain [4].

C. Local Binary Pattern

Local Binary Pattern (LBP) adalah salah satu metode ekstraksi fitur pada citra yang banyak digunakan saat ini. LBP bekerja dengan mengubah nilai suatu piksel pada citra ke dalam nilai biner berdasarkan nilai piksel tetangganya. Secara umum proses perhitungan menggunakan LBP adalah mengambil bagian citra sebesar 3x3 piksel, lalu pada bagian tersebut dapat diambil 1 piksel pusat dan 8 piksel tetangga

atau piksel yang ada di sekitar piksel pusat. Kemudian sekumpulan piksel tersebut dihitung menggunakan formula yang ada di bawah ini [7]:

$$LBP_{p,r} = \sum_{p=0}^{n-1} s(g_p - g_c) 2^p, s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

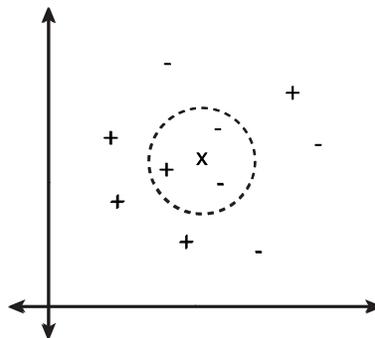
Dari persamaan tersebut dapat dijelaskan bahwa terdapat dua parameter yang digunakan untuk melakukan perhitungan menggunakan LBP yaitu radius piksel tengah yaitu variabel r dan jumlah tetangga yang dihitung yaitu variabel p . Selain itu pada formula LBP terdapat variabel g_c yaitu nilai dari piksel pusat dan g_p adalah nilai dari piksel tetangga. Nilai piksel dari g_p yang dikurangi variabel g_c diolah pada fungsi s . Pada fungsi s akan diperiksa jika hasil pengurangan g_p dan g_c bernilai kurang dari 0, maka fungsi s menghasilkan nilai 0 dan jika yang dihasilkan lebih besar sama dengan 0 maka fungsi s menghasilkan nilai 1. Untuk contoh komputasi LBP dapat dilihat sebagai berikut (Gambar 2):

example	thresholded	weights																											
<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"><tr><td>6</td><td>5</td><td>2</td></tr><tr><td>7</td><td>6</td><td>1</td></tr><tr><td>9</td><td>8</td><td>7</td></tr></table>	6	5	2	7	6	1	9	8	7	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"><tr><td>1</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td></td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	1	0	0	1		0	1	1	1	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"><tr><td>1</td><td>2</td><td>4</td></tr><tr><td>128</td><td></td><td>8</td></tr><tr><td>64</td><td>32</td><td>16</td></tr></table>	1	2	4	128		8	64	32	16
6	5	2																											
7	6	1																											
9	8	7																											
1	0	0																											
1		0																											
1	1	1																											
1	2	4																											
128		8																											
64	32	16																											
Pattern = 11110001	LBP = 1 + 16 + 32 + 64 + 128 = 241																												

Gambar 2. Contoh operasi LBP [8]

D. K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor (k-NN) adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin yang berfungsi untuk melakukan klasifikasi data berdasarkan pola tertentu. Algoritma *K-Nearest Neighbor* bekerja mengklasifikasi data dengan mencari data lain dalam jumlah tertentu sebanyak K yang memiliki selisih kemiripan pola paling kecil. Kemiripan pola dihitung dengan mencari selisih jarak data yang akan diklasifikasi dengan data lainnya. Setelah mendapatkan data yang memiliki selisih terdekat dalam jumlah tertentu, data dapat diklasifikasikan berdasarkan label data yang paling sering muncul pada data terdekat. Pada Gambar 3 adalah ilustrasi bagaimana algoritma *K-Nearest Neighbor* bekerja.



Gambar 3. Ilustrasi Cara Kerja *K-Nearest Neighbor*

Pada Gambar 3 dapat dilihat terdapat dua buah label yaitu '-' dan '+'. Pada algoritma *K-Nearest Neighbor*, teknik klasifikasi data yang dilakukan pada data berlabel 'x' pada gambar ditentukan dengan label data tetangganya. Jumlah K atau jumlah tetangga yang ditentukan pada gambar adalah sebanyak 3

data. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa data yang berlabel 'x' memiliki label '-' karena terdapat lebih banyak data yang berlabel '-' dibandingkan '+' pada tetangga data yang berlabel 'x'. Persamaan yang digunakan dalam menentukan data yang bertetangga dengan data yang akan diklasifikasi adalah dengan menggunakan persamaan di bawah ini [6]:

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (2)$$

Pada persamaan tersebut, variabel p adalah data yang belum memiliki label dan variabel q adalah data yang telah memiliki label. setiap data memiliki atribut yang sama sejumlah i . Semakin kecil nilai yang dihasilkan pada persamaan tersebut, maka akan semakin dekat jarak antar data p dan q .

III. PERANCANGAN SISTEM

Secara umum sistem klasifikasi ras yang dibangun pada penelitian ini dibagi ke dalam dua bagian, yaitu proses pembangunan model dan proses pengujian. Pada proses pembangunan model dihasilkan sebuah model ciri yang akan digunakan para proses klasifikasi ras, sedangkan pada proses pengujian akan dihasilkan hasil dari klasifikasi ras yaitu berupa label ras pada setiap citra.

Pada proses pelatihan, hal yang pertama kali dilakukan yaitu melakukan input citra. Proses selanjutnya adalah *preprocessing* yang menghasilkan citra keabuan *grayscale*. Setelah itu, citra *grayscale* diproses ke dalam ekstraksi ciri untuk menghasilkan histogram *Local Binary Pattern*. Histogram yang telah didapatkan kemudian disimpan untuk digunakan pada proses pengujian.

Pada proses pengujian, tahapan yang dilakukan pada proses ini hampir sama pada proses pembangunan model. Perbedaan pada proses pembangunan model dan proses pengujian terletak pada proses setelah ekstraksi ciri. Pada proses pengujian, hasil ekstraksi ciri berupa histogram LBP diklasifikasi menggunakan algoritma k-Nearest Neighbors (k-NN). Algoritma k-NN bekerja dengan mengukur kedekatan antara model data uji dengan model data latih yang telah dibangun pada proses pembangunan model.

A. Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam pembangunan model klasifikasi ras berasal dari dua buah *dataset* yaitu *dataset* FERET (*Face Recognition Technology*). Pada *dataset* FERET, terdapat foto dari 994 individu yang berbeda. Setiap individu pada *dataset* FERET telah diberi label berdasarkan ciri yang melekat pada individu tersebut. Label yang tertera pada setiap individu pada *dataset* FERET di antara lain adalah jenis kelamin, ras, dan tahun lahir. Karakteristik data yang terdapat pada *dataset* FERET adalah:

- 1) Resolusi citra berukuran 512x768 piksel.
- 2) Jenis dari citra yang ada pada setiap citra adalah jenis citra RGB.
- 3) Citra memiliki ekstensi PPM.

Dari 994 individu yang terdapat pada *dataset* FERET dipilih beberapa data yang memiliki label ras asia untuk data berkategori mongoloid dan data yang memiliki label white untuk data yang berkategori non-Mongoloid.

Dari hasil pemilihan data, diperoleh sebanyak 160 data wajah baik yang telah dikategorikan ke dalam ras mongoloid dan ras non-mongoloid. Secara rinci data yang berkategori mongoloid dan non-mongoloid memiliki jumlah yang sama banyak yaitu sejumlah 80 data. Untuk posisi wajah setiap individu yang ada pada data yang telah terpilih ada pada posisi wajah frontal.

B. Preprocessing data

Pada tahap *preprocessing* data yang dilakukan pada penelitian ini, dilakukan proses perubahan citra yang berjenis RGB ke dalam bentuk citra keabuan. Hal ini bertujuan untuk memenuhi syarat suatu citra agar bisa diproses pada metode *Local Binary Pattern*. Citra yang telah diubah ke dalam bentuk keabuan, akan diproses pada tahap berikutnya yaitu tahap ekstraksi ciri.

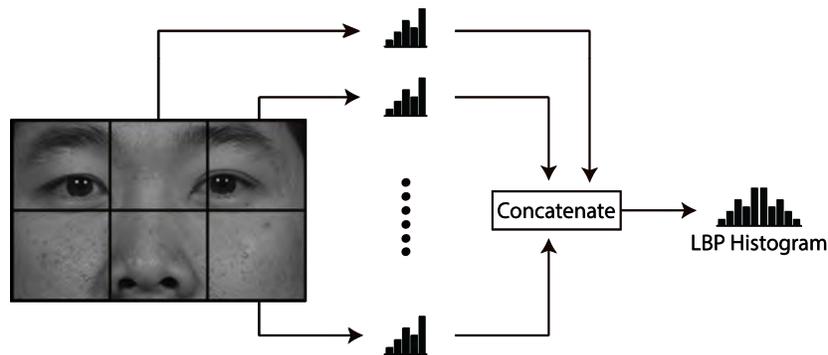
C. Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri bertujuan untuk mengambil ciri pada citra agar dapat diproses ke dalam proses klasifikasi. Metode yang digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri pada penelitian ini adalah metode *Local Binary Pattern*. Metode ini dipilih karena dengan menggunakan metode *Local Binary Pattern* dapat mengekstraksi ciri dalam bentuk tekstur pada wajah yang dapat digunakan untuk membedakan ras mongoloid dan non-mongoloid. Selain itu terdapat proses sampling ulang citra dengan membagi citra ke dalam beberapa bagian.

Local Binary Pattern adalah salah satu metode ekstraksi ciri yang berfokus ke dalam tekstur dari citra. Metode *Local Binary Pattern* melakukan proses ekstraksi ciri dengan memproses piksel tetangga berdasarkan radius atau dari piksel pusat terhadap piksel lain yang akan dibandingkan. Proses yang dilakukan oleh metode *Local Binary Pattern* memiliki beberapa langkah yaitu.

- 1) Tentukan berapa banyak piksel sampel yang akan dibandingkan dengan piksel pusat.
- 2) Tentukan seberapa besar radius atau jarak piksel pusat dengan piksel sampel.
- 3) Bandingkan nilai setiap piksel sampel dengan piksel pusat untuk menghasilkan nilai biner.
- 4) Ubah nilai biner yang telah didapat ke dalam nilai desimal.

Dalam melakukan proses ekstraksi fitur, citra wajah dibagi kedala beberapa bagian dengan jumlah tertentu yang diberi nama ukuran *grid*. Setiap bagian pada citra akan dikonversikan menggunakan metode *Local Binary Pattern*. Setelah semua bagian dikonversi dengan menggunakan metode *Local Binary Pattern*, setiap bagian citra akan dihitung seberapa banyak persebaran nilai piksel yang ada guna mendapatkan histogram dari setiap bagian citra. Histogram yang telah didapat pada setiap bagian pada citra selanjutnya akan digabungkan dengan histogram pada bagian citra yang lain. Hasil dari penggabungan histogram akan digunakan untuk proses klasifikasi (lihat Gambar 4).



Gambar 4. Proses pembuatan histogram pada metode *Local Binary Pattern*

D. Klasifikasi

Proses klasifikasi yang dilakukan pada penelitian ini bertujuan untuk melakukan proses pelabelan data testing dengan melakukan proses pembelajaran terlebih dahulu. Proses pembelajaran dan pelabelan yang dilakukan pada sistem yang dibangun dilakukan dengan menggunakan algoritma klasifikasi. Algoritma klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *K-Nearest Neighbors*.

E. Evaluasi Sistem

Proses evaluasi sistem bertujuan untuk menghitung performansi dari sistem yang telah dibangun. proses evaluasi sistem dilakukan dengan menghitung nilai akurasi. Dalam menghitung akurasi, diperlukan empat buah variabel. Empat variabel tersebut adalah [8].

- 1) *True Positive (TP)*: data yang benar (kondisi positif) dan diklasifikasikan sebagai data yang benar (prediksi positif).
- 2) *False Positive (FP)*: data yang benar (kondisi positif) tetapi diklasifikasikan sebagai data yang salah (prediksi negatif).

- 3) *True Negative* (TN): data yang salah (kondisi negatif) dan diklasifikasikan sebagai data yang salah (prediksi negatif).
- 4) *False Negative* (FN): data yang salah (kondisi negatif) tetapi diklasifikasikan sebagai data yang benar (prediksi positif).

Dalam penelitian ini, kasus positif diberikan untuk label mongoloid dan kasus negatif diberikan untuk label non-mongoloid. Berikut adalah persamaan dalam melakukan perhitungan akurasi [8]:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

IV. HASIL PENGUJIAN DAN ANALISIS

Dalam penelitian ini terdapat dua skenario pengujian. Setiap skenario yang dibangun akan digunakan untuk mengetahui performansi dari sistem klasifikasi ras mongoloid dan non-mongoloid.

Pengujian pada skenario satu berfokus terhadap beberapa parameter LBP dan parameter klasifikasi yang memiliki performansi optimal dalam mengklasifikasi ras mongoloid dan non-mongoloid terhadap area periorbital pada wajah. Parameter yang diuji antara lain adalah jumlah titik sampel LBP, besaran radius LBP, metode pemetaan LBP, ukuran *grid* pemisah, dan parameter jumlah tetangga pada algoritma k-NN (nilai k). Nilai performansi yang telah didapat pada skenario satu digunakan sebagai acuan pada pengujian skenario berikutnya.

Pengujian skenario dua berfokus terhadap bagian kecil pada daerah periorbital wajah yang memiliki performansi yang paling baik dalam melakukan klasifikasi ras. Skenario pengujian dua bertujuan untuk menguji parameter bagian wajah yaitu bagian periorbital mata kiri, periorbital mata kanan, periorbital kedua mata, dan bagian hidung.

Tabel I
 SKENARIO PENGUJIAN

Skenario Pengujian	Tujuan Pengujian	Parameter yang diuji
Skenario 1 Penentuan parameter LBP	Mencari nilai dari parameter LBP yaitu jumlah titik sampel, besaran radius, metode pemetaan, serta parameter nilai K pada k-NN yang menghasilkan performansi optimal.	P = 4, dan 8 R = 1, 2, 3, 4, dan 5 Pemetaan = dan non- <i>uniform</i> K = 3,5,7,9
Skenario 2 Penentuan daerah klasifikasi pada wajah	Tujuan dilakukannya pengujian ini adalah untuk mengetahui seberapa besar pengaruh beberapa bagian pada daerah periorbital wajah terhadap sistem yang telah dibangun	daerah = periorbital mata kanan, periorbital mata kiri, gabungan periorbital mata kanan dan kiri, batang hidung, dan pangkal hidung beserta daerah pipi

A. Skenario 1 Penentuan Parameter LBP

Skenario pertama adalah pengujian setiap nilai parameter dari metode Local Binary Pattern yang bertujuan untuk mendapatkan parameter yang menghasilkan performansi terbaik. Parameter yang diuji di antara lain adalah.

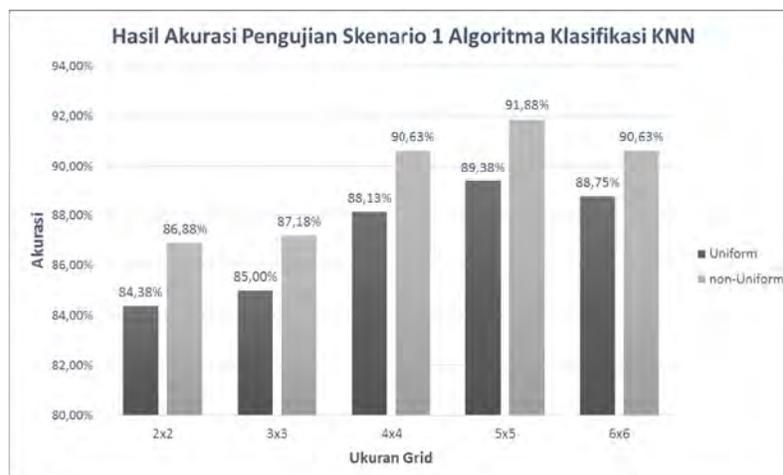
- 1) Jumlah titik sampel yaitu nilai P dengan nilai 4 dan 8.
- 2) Besaran radius yaitu nilai R dengan nilai 1, 2, 3, 4, dan 5.
- 3) Jenis pemetaan yang terdiri dari *uniform* dan non-*uniform*.
- 4) Ukuran *grid* yang digunakan untuk memecah citra dengan nilai 2x2, 3x3, 4x4, 5x5, dan 6x6.
- 5) Nilai pada K-NN yang digunakan 3, 5, 7, dan 9.

Teknik pengujian dilakukan dengan menggunakan teknik K-Fold Cross Validation dengan membagi jumlah data sejumlah parameter K. Nilai K yang digunakan pada pengujian dengan menggunakan teknik K-Fold Cross Validation adalah 3, 4 dan 5.

Tabel II
HASIL PENGUJIAN SKENARIO 1

Jenis Pelabelan	Ukuran <i>grid</i>	Variabel P	Variabel R	Variabel K
<i>uniform</i>	2x2	4	4	5
	3x3	4	4	9
	4x4	4	5	7
	5x5	4	3	7
	6x6	4	5	7
<i>non-uniform</i>	2x2	8	4	7
	3x3	8	2	9
	4x4	8	5	5
	5x5	8	4	5
	6x6	8	1	7

Dari hasil pengujian skenario 1, terlihat bahwa variabel P memiliki nilai yang konsisten terhadap jenis pelabelan. Pada jenis pelabelan *uniform*, nilai variabel P konsisten berada pada nilai 4 sedangkan pada jenis pelabelan *non-uniform* nilai variabel P konsisten berada pada nilai 8. Hasil pengujian skenario 1 dapat dilihat pada grafik 5.



Gambar 5. Grafik akurasi hasil pengujian skenario 1

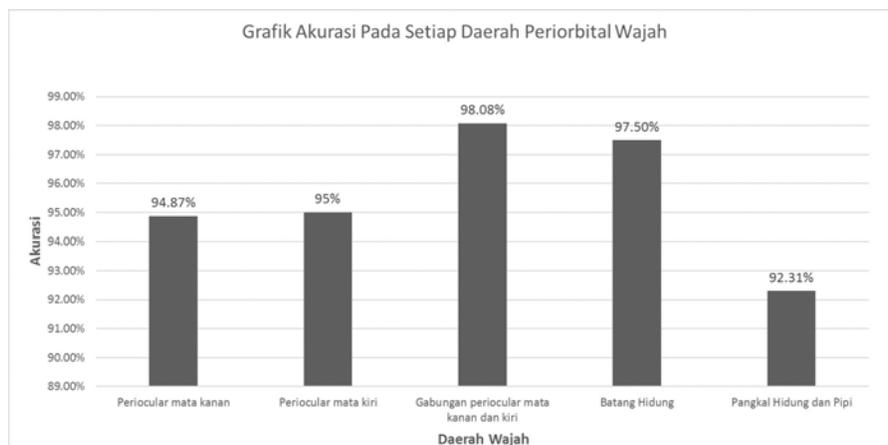
Dari grafik pengujian skenario 1, terlihat bahwa akurasi tertinggi terdapat pada *grid* 5x5 dengan nilai akurasi 91,88% dengan nilai parameter P=8, R=4, jenis pelabelan *non-uniform*, dan k=5. Nilai variabel P atau jumlah titik sampel LBP yang paling optimal adalah 8 berarti jumlah titik sampel yang diperlukan oleh LBP untuk mengekstrak ciri adalah 8 titik di sekitar pixel tengah. Nilai variabel R sebesar 4 menunjukkan bahwa dengan ketetanggaan sebesar 4, algoritma LBP mampu mengekstrak ciri yang tepat. Parameter ketiga adalah jenis pemetaan pada LBP. Jenis pemetaan yang menghasilkan performansi paling optimal yaitu jenis pemetaan *non-uniform*. Pada pengujian yang dilakukan pada seluruh parameter, jenis pemetaan *non-uniform* memiliki akurasi yang lebih unggul dibandingkan jenis pemetaan *uniform* pada sebagian besar pengujian. Hal ini didapatkan karena jenis pemetaan *non-uniform* tidak melakukan reduksi ciri seperti yang dilakukan pada jenis pemetaan *uniform*. Sehingga informasi ciri pada citra wajah tidak ada yang diabaikan. Nilai *grid* yang menghasilkan performansi paling optimal sebesar 5x5. Hal ini terjadi karena nilai *grid* yang diperoleh dapat memisahkan dengan tepat fitur wajah pada daerah periorbital ke dalam bagian yang lebih kecil. Adapun nilai k=5 berarti bahwa algoritma k-NN dapat mengenali ciri wajah mongoloid dan non-mongoloid menggunakan hanya 5 data di sekitar data yang ingin dikenali.

B. Skenario 2 Penentuan daerah klasifikasi pada wajah

Skenario kedua adalah pengujian bagian kecil pada daerah periorbital wajah yang menghasilkan performansi terbaik. Bagian dari daerah periorbital wajah yang diuji di antara lain: itemsep=0.4ex

- 1) Periocular mata kiri.
- 2) Periocular mata kanan.
- 3) Gabungan periocular mata kiri dan kanan.
- 4) Batang hidung.
- 5) Pangkal hidung beserta daerah pipi.

Untuk parameter yang digunakan pada pengujian skenario 2 ini, digunakan parameter yang didapatkan pada skenario 1. Pengujian pada skenario 2 dilakukan dengan menggunakan teknik K-Fold Cross Validation dengan membagi jumlah data sejumlah parameter K. Nilai K yang digunakan pada pengujian dengan menggunakan teknik K-Fold Cross Validation adalah 3, 4 dan 5. Selain itu, pengujian dilakukan dengan menggunakan semua ukuran *grid* yang diuji pada skenario 1. Hal ini bertujuan untuk mencari nilai performansi yang optimal berdasarkan ukuran *grid* yang tepat pada masing-masing bagian kecil pada daerah periorbital. Akurasi tertinggi yang didapatkan pada setiap daerah periorbital wajah dapat dilihat pada grafik 6.



Gambar 6. Grafik Akurasi Pada Setiap Daerah Periorbital Wajah

Berdasarkan grafik tersebut, daerah gabungan periocular mata kiri dan kanan memiliki nilai paling optimal senilai 98,08%. Hasil ini mejelaskan bahwa daerah gabungan periocular mata kiri dan kanan memiliki pengaruh besar dalam klasifikasi ras pada daerah periorbital wajah. Hal ini terjadi karena pada daerah gabungan periocular mata kiri dan kanan terdapat beberapa ciri yang membedakan ras mongoloid dan non-mongoloid. Ciri yang membedakan ras mongoloid dan non-mongoloid pada daerah gabungan periocular mata kiri dan kanan adalah bentuk mata dari masing-masing ras dan bentuk tulang hidung yang ada di antara kedua daerah periocular mata.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang sudah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa:

- 1) Sistem klasifikasi ras mongoloid dan non-mongoloid menggunakan ekstraksi ciri LBP dan klasifikasi k-NN mendapatkan akurasi tertinggi sebesar 91,88%.
- 2) Nilai pada parameter *Local Binary Pattern* yang menghasilkan akurasi tertinggi adalah jumlah ketetanggaan sebesar 8, nilai radius sebesar 4, jenis pelabelan non-uniform, dan ukuran *grid* pembagi sebesar 5x5.

- 3) Algoritma k-NN dapat digunakan untuk mengklasifikasi citra wajah ras mongoloid dan non-mongoloid. Dalam penelitian ini didapatkan nilai k yang optimal adalah 5. Artinya, dengan 5 sampel data saja dapat menentukan label dari citra uji.
- 4) Bagian wajah yang paling berpengaruh dalam klasifikasi ras mongoloid dan non-mongoloid yang tergabung dalam daerah periorbital wajah adalah daerah gabungan periocular mata kanan dan kiri.

PUSTAKA

- [1] Antitza Dantcheva, Petros Elia, and Arun Ross. What else does your biometric data reveal? a survey on soft biometrics. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 11(3):441–467, 2016.
- [2] Siyao Fu, Haibo He, and Zeng-Guang Hou. Learning race from face: A survey. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 36(12):2483–2509, 2014.
- [3] Satoshi Hosoi, Erina Takikawa, and Masato Kawade. Ethnicity estimation with facial images. In *Automatic Face and Gesture Recognition, 2004. Proceedings. Sixth IEEE International Conference on*, pages 195–200. IEEE, 2004.
- [4] Felix Juefei-Xu, Khoa Luu, Marios Savvides, Tien D Bui, and Ching Y Suen. Investigating age invariant face recognition based on periocular biometrics. In *Biometrics (IJCB), 2011 International Joint Conference on*, pages 1–7. IEEE, 2011.
- [5] Jamie R Lyle, Philip E Miller, Shrinivas J Pundlik, and Damon L Woodard. Soft biometric classification using periocular region features. In *Biometrics: Theory Applications and Systems (BTAS), 2010 Fourth IEEE International Conference on*, pages 1–7. IEEE, 2010.
- [6] L. E. Peterson. K-nearest neighbor. *Scholarpedia*, 4(2):1883, 2009. revision #136646.
- [7] Matti Pietikäinen, Abdenour Hadid, Guoying Zhao, and Timo Ahonen. Background. In *Computer vision using local binary patterns*, pages 3–12. Springer, 2011.
- [8] Marina Sokolova, Nathalie Japkowicz, and Stan Szpakowicz. Beyond accuracy, f-score and roc: a family of discriminant measures for performance evaluation. In *Australian conference on artificial intelligence*, volume 4304, pages 1015–1021, 2006.
- [9] Yiting Xie, Khoa Luu, and Marios Savvides. A robust approach to facial ethnicity classification on large scale face databases. In *Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), 2012 IEEE Fifth International Conference on*, pages 143–149. IEEE, 2012.

