

APLIKASI IDENTIFIKASI RAS MANUSIA MENGGUNAKAN METODE *IMAGE REGISTRATION* DAN *SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM (SIFT)* DENGAN *KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBORS (KNN)*

APPLICATION IDENTIFICATION HUMAN RACES BASED ON *IMAGE REGISTRATION* AND *SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM (SIFT)* WITH *K-NEAREST NEIGHBORS (KNN)* CLASSIFICATION

Rakhman Kurniadi¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA,IPM², Dr. Ir. Johan Arif, M.T.³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

³Prodi Teknik Geologi, Fakultas Ilmu dan Teknologi Kebumihan, Institut Teknologi Bandung

¹albrando95@gmail.com, ²bhidayat@gmail.com, ³johan@gc.itb.ac.id

Abstrak

Ras manusia dapat diidentifikasi melalui bentuk dari wajahnya dan manusia cenderung dapat dengan mudah mengidentifikasi ras yang orang lain miliki jika ras orang tersebut sama dengan yang ia miliki. Hal tersebut disebabkan oleh informasi yang terdapat pada wajah manusia serta kemampuan manusia dalam memproses secara preseptual. Kemampuan tersebut merupakan salah satu kelemahan yang harus diperbaiki untuk dapat memproses informasi yang dimiliki secara lebih efektif dan efisien yang dapat digunakan untuk kebutuhan forensik.

Pada penelitian ini dilakukan pengujian identifikasi informasi demografis citra wajah manusia berdasarkan metode *Image Registration* dan *Scale Invariant Feature Transform (SIFT)* dengan klasifikasi *K-Nearest Neighbors (KNN)*. Pengujian difokuskan untuk mengidentifikasi 3 ras besar manusia yaitu Kaukasoid, Negroid, dan Mongoloid. Hasil pengujian penelitian ini mendapatkan nilai akurasi sebesar 41.67%.

Kata kunci : Ras, Forensik, *Image Registration*, *SIFT*, *KNN*

Abstract

Human race can be identified through the shape of his face and humans tend to be able to easily identify races that other people have if that person's race is the same as his own. This is caused by information contained in the human face and the human ability to process in a preseptual manner. This capability is one of the weaknesses that must be corrected to be able to process information more effective and efficient that can be used for forensic needs.

*In this project, the identification of human facial demographic information was tested based on the *Image Registration* and *Scale Invariant Feature Transform (SIFT)* method with the *K-Nearest Neighbors (KNN)* classification. The tests focused on identifying 3 major human races, *Caucasoid*, *Negroid*, and *Mongoloid*. The results of this project are have an accuracy of 41.67%.*

Keywords: *Races, Forensic, Image Registration, SIFT, KNN*

1. Pendahuluan

Ras adalah suatu kategori atau pengelompokan manusia berdasarkan karakteristik fisik tubuh seperti warna kulit, bentuk dasar tengkorak kepala, bentuk mata, bentuk hidung, dan atribut - atribut fisik lainnya yang sangat subjektif. Di dunia terdapat 4 ras besar, yaitu Kaukasoid, Mongoloid, Australoid, dan juga Negroid. Dalam bidang forensik, ras seseorang merupakan salah satu data yang krusial untuk diketahui untuk mempermudah pemeriksaan. Namun jika hanya mempunyai data berupa citra wajah, akan sulit diidentifikasi. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah sistem untuk dapat mengidentifikasi citra wajah untuk dapat mengetahui ras dari seseorang.

Sistem yang dibuat adalah sistem yang dapat mengidentifikasi ras manusia menggunakan pengolahan citra digital. Metode yang akan digunakan ialah *Image Registration* dan *SIFT (Scale Invariant Feature Transform)* dengan klasifikasi *KNN (K-Nearest Neighbors)*. Metode *Image Registration* digunakan untuk memperbaiki posisi masukan yang kurang ideal agar menjadi ideal. Serta metode *SIFT* digunakan untuk mendeteksi ciri lokal dari suatu citra. Sedangkan klasifikasi *KNN* adalah sebuah metode klasifikasi objek berdasarkan contoh data latih terdekat.

2. Dasar Teori

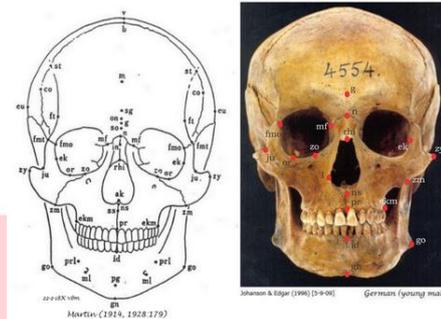
2.1 Ras Manusia

Ras manusia adalah suatu kategori atau pengelompokan manusia berdasarkan karakteristik fisik tubuh seperti warna kulit, bentuk dasar tengkorak kepala, bentuk mata, bentuk hidung, dan atribut - atribut fisik lainnya yang sangat subjektif. Di dunia ras manusia dapat dibagi menjadi 4 ras besar, yaitu Kaukasoid, Mongoloid, Negroid, dan Australoid. Klasifikasi ini berdasarkan pada klasifikasi rasial yang dibuat oleh Carleton S. Coon pada tahun 1962 [2]. Namun,

semua manusia apapun rasnya saat ini masih diklasifikasikan oleh antropolog atau ahli biologi sebagai satu spesies, yaitu *Homo Sapiens* [3].

2.2 Cephalometry

Cephalometry adalah sebuah Teknik radiografi untuk mendeskripsikan kepala manusia ke dalam skema geometrik yang terukur. *Cephalometric radiography* biasanya digunakan untuk menjelaskan morfologi dan pertumbuhan dari tulang *craniofacial*, memprediksi pertumbuhan, rencana perawatan, dan mengevaluasi hasil perawatan [4]. Berikut contoh *Cephalometry* pada gambar 1.



Gambar 1. *Cephalometry* tampak depan. [2]

2.3 Citra Digital

Citra digital merupakan fungsi 2D yang didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ berukuran M baris dan N kolom, dengan x dan y adalah koordinat spasial, dan amplitudo f di titik koordinat (x,y) dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai x,y , dan amplitudo f secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah citra digital [5]. Citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks seperti pada gambar 2.

$$f(x,y) \approx \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,M-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

2.4 Scale Invariant Feature Transform

Scale Invariant Feature Transform atau SIFT merupakan salah satu metode pendeteksian ciri lokal dari suatu citra. Algoritma ini dibuat oleh David G. Lowe pada tahun 1999 dan merupakan salah satu algoritma ekstraksi ciri yang terbaik. Metode ini sangat andal dalam mengenali citra walau latar belakang, arah, atau ukuran dari citra tersebut berbeda.

SIFT memiliki beberapa tahapan, yaitu:

1. Mencari nilai ekstrem pada ruang skala

Tahap pertama dalam menentukan *keypoint* yang *invariant* terhadap perubahan skala pada citra adalah mencari nilai ekstrem pada ruang skala. Ruang skala pada citra didefinisikan sebagai fungsi $L(x,y,\sigma)$ yang didapatkan dari hasil konvolusi fungsi Gaussian (2.2) dengan citra masukkan $I(x,y)$.

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

Keterangan:

x,y = letak koordinat

σ = skala ruang

Untuk mendapatkan lokasi *keypoint* dalam suatu ruang skala secara umum untuk fungsi DoG diperoleh selisih antara citra Gaussian dengan skala k berbeda. Untuk setiap oktafnya akan dilakukan konvolusi berulang kali untuk menghasilkan DoG yang tepat. Lampiran (2.3) merepresentasikan fungsi DoG.

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \quad (2.3)$$

$$= L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma)$$

Keterangan:

$G(x,y,k\sigma)$ = fungsi Gaussian

$I(x,y)$ = nilai citra yang berada pada koordinat (x,y)

$L(x,y,\sigma)$ = fungsi Laplacian of Gaussian (LoG)

σ = skala ruang

k = tetapan faktor perkalian

Langkah selanjutnya adalah menentukan kandidat *keypoint*. Pencarian kandidat *keypoint* atau dianggap sebagai nilai ekstrem lokal dari citra hasil DoG ini dimulai dengan membandingkan masing-

masing titik dengan delapan pixel tetangga pada skala yang sama. Kemudian akan dibandingkan dengan 9 pixel diatas dan dibawahnya yang bersesuaian pada skala yang berbeda. Titik tersebut akan dijadikan sebagai kandidat *keypoint* jika nilainya lebih kecil atau lebih besar daripada 26 titik yang disandingkan tadi [7].

2. Lokasi *keypoint*

Pada tahap ini akan terjadi pengurangan jumlah kandidat dari *keypoint*. *Keypoint* yang dianggap tidak stabil lebih rentan terhadap gangguan *noise* sehingga dihilangkan. Umumnya *keypoint* dengan nilai kontras yang rendah dan berada ditepi citra merupakan kandidat yang akan dieliminasi.

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (2.4)$$

Keterangan :

D = fungsi Difference of Gaussian (DoG)

x = offset

Untuk mengeliminasi *keypoint* yang memiliki nilai kontras rendah akan digunakan formula ekspansi Taylor (2.4). Dimana D merupakan turunan dari titik ekstrem yang berarti hasil DoG dan x sebagai offset (koordinat x,y dan tingkat blur). Kemudian nilai lokasi ekstrem (2.5) didapatkan dari turunan formula ekspansi Taylor.

$$\hat{x} = - \frac{\partial^2 D^{-1} \partial D}{\partial x^2 \partial x} \quad (2.5)$$

Dengan melakukan substitusi nilai lokasi ekstrem ke formula ekspansi Taylor diatas akan didapatkan nilai ekstrem $D(\hat{x})$. Kandidat *keypoint* akan dieliminasi jika nilai ekstrem $|D(\hat{x})|$ kurang dari 0.03. Selanjutnya untuk menentukan *keypoint* yang berbeda ditepian akan menggunakan matriks Hessian 2×2 (2.6) dari masing-masing *keypoint*, kemudian menentukan nilai *trace* (Tr) dan *determinant* (Det) dari titik tersebut. Misalkan α adalah nilai eigen yang lebih besar dari nilai eigen β .

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{yx} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (2.7)$$

$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \quad (2.8)$$

Keypoint yang memiliki rasio *principal curvature* lebih besar daripada r akan dieliminasi. Untuk mengetahui hal tersebut, hanya perlu dilakukan pengecekan rasio antara Tr dan Det dengan *threshold* $r = 10$.

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (2.9)$$

Keterangan :

Tr = trace dari matriks Hessian

Det = determinan dari matriks Hessian

r = *threshold*

3. Penentuan orientasi

Setiap *keypoint* yang tidak tereliminasi akan diberikan orientasi sehingga tidak akan terpengaruh dengan adanya rotasi pada citra. Untuk menentukan orientasi akan dilakukan perhitungan nilai *gradient magnitude* (2.9) dan sudut orientasi yang terbentuk (2.10). Nilai *gradient magnitude* direpresentasikan dengan $m(x,y)$ dan sudut orientasi dengan $\theta(x,y)$. setelah dilakukan perhitungan, akan dibentuk histogram 36 bin dengan nilai *magnitude* sebagai bobotnya. Bin dengan nilai tertinggi menggambarkan orientasi dari *keypoint* tersebut.

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (2.10)$$

Keterangan :

m = nilai *magnitude*/bobot

L = citra hasil konvolusi gaussian

x,y = koordinat

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \quad (2.11)$$

Keterangan :

θ = nilai orientasi

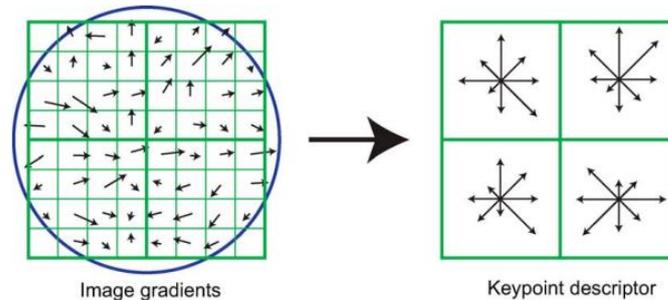
L = citra hasil konvolusi gaussian

x,y = koordinat

4. *Keypoint descriptor*

Setelah masing-masing *keypoint* diberikan orientasi, tahap berikutnya adalah menghitung ciri yang benar-benar membedakan suatu citra seperti perubahan intensitas cahaya atau sudut pandang 3D.

Dari perhitungan besar *gradient magnitude* dan sudut orientasi, diperoleh daerah cakupan yang dibatasi oleh jendela Gaussian, direpresentasikan dalam bentuk lingkaran. Kemudian akan dibangun histogram orientasi yang merepresentasikan vektor ciri berukuran 16x16 yang kemudian akan dibagi lagi ke dalam blok 4x4. Pada tiap bloknya terdapat 8 arah gradient dengan panjang anak panah yang beragam sesuai dengan besar nilai histogram asal.



Gambar 2 Perhitungan Dari Jendela Gaussian (kiri) Menjadi Keypoint Descriptor 4x4 (kanan) [7]

Sebelum digunakan untuk menentukan *descriptor*, nilai *magnitude* akan dikonvolusi dengan fungsi Gaussian ($\sigma = 1.5$). Histogram yang akan dibentuk berukuran 8 bin yang mewakili 8 arah gradient, sehingga vektor ciri yang akan terbentuk nantinya berukuran $4 \times 4 \times 8 = 128$. Setelah melalui keempat tahapan tersebut, akan didapatkan citra dengan *keypoint* yang invariant terhadap berbagai macam perubahan seperti perubahan skala, kontras, intensitas cahaya, dan rotasi. *Keypoint* tersebut yang akan digunakan untuk menguji kecocokan antara citra dalam database dengan citra uji.

2.5 K-Nearest Neighbors

K-Nearest Neighbors atau KNN adalah sebuah metode untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan data latih yang terdekat dari objek. Data latih diproyeksikan pada ruang multi dimensi. Setiap dimensinya mewakili fitur data. Lalu ruang tersebut dibagi menjadi beberapa bagian berdasarkan klasifikasi data latih [8].

Proses klasifikasi pada metode KNN terdiri dari beberapa langkah, yaitu menentukan nilai k dari tetangga terdekat, menghitung jarak, memilih tetangga berdasarkan jarak dan pelabelan kelas. KNN menggunakan label kelas pada proses pengujian dengan menggunakan nilai k tetangga terdekat antara data uji dan data latih. Jarak ditentukan dengan aturan perhitungan *Euclidean Distance* yang dapat di representasikan sebagai berikut:

$$d = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2} \quad (2.12)$$

$$= \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}$$

Selain aturan perhitungan *Euclidean Distance* juga terdapat perhitungan *Cityblock* dan juga *Cosine Similarity*. Perhitungan *Cityblock* dapat direpresentasikan sebagai berikut:

$$d_{s,t} = \sum_{i=1}^n |x_{s,i} - x_{t,i}| \quad (2.13)$$

Sedangkan perhitungan *Cosine Similarity* dapat direpresentasikan dengan:

$$d_{s,t} = 1 - \cos\theta \quad (2.14)$$

Dengan,

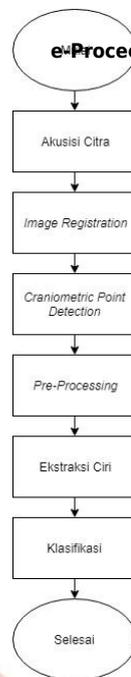
$$\cos\theta = \frac{x_s \cdot x_t}{|x_s| |x_t|} \quad (2.15)$$

Tingkat akurasi dari metode KNN bergantung pada kemunculan dari fitur yang non-relevan, atau jika bobot fitur tidak relevan dengan yang ada di tabel klasifikasi. Sejumlah *training set* k digunakan untuk menghitung jumlah *training set* yang termasuk dalam label klasifikasi mayoritas. Label dari *training set* akan ditetapkan menggunakan label klasifikasi mayoritas dari *training set* saat *training set* berlangsung. Jika ada lebih dari satu label, maka label mayoritas terdekat dari *training set* akan menjadi label yang digunakan [8].

3. Perancangan Sistem

3.1. Diagram Blok Secara Umum

Untuk merealisasikan sistem, dibutuhkan diagram blok yang dapat merepresentasikan sistem secara umum. Diagram blok sistem yang akan dirancang pada penelitian ini memiliki tahapan seperti gambar 3.



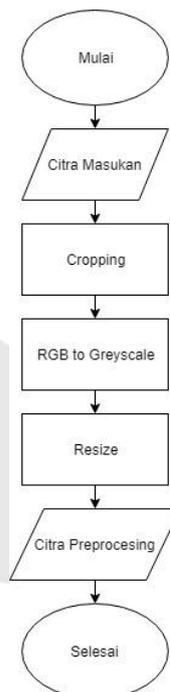
Gambar 3. Diagram Blok Sistem

3.2. Akusisi Citra

Akusisi citra merupakan tahap awal dalam mendapatkan citra latih dan citra uji yang didapatkan dari Chicago Face Database [1] dalam bentuk *.jpg dengan ukuran resolusi 2444×1718 piksel. Citra yang diambil sebanyak 150 citra dengan ketentuan citra latih sebanyak 90 citra dimana masing-masing ras memiliki 30 citra, dan citra uji sebanyak 60 citra dimana masing-masing ras memiliki 20 citra.

3.3. Pre-processing

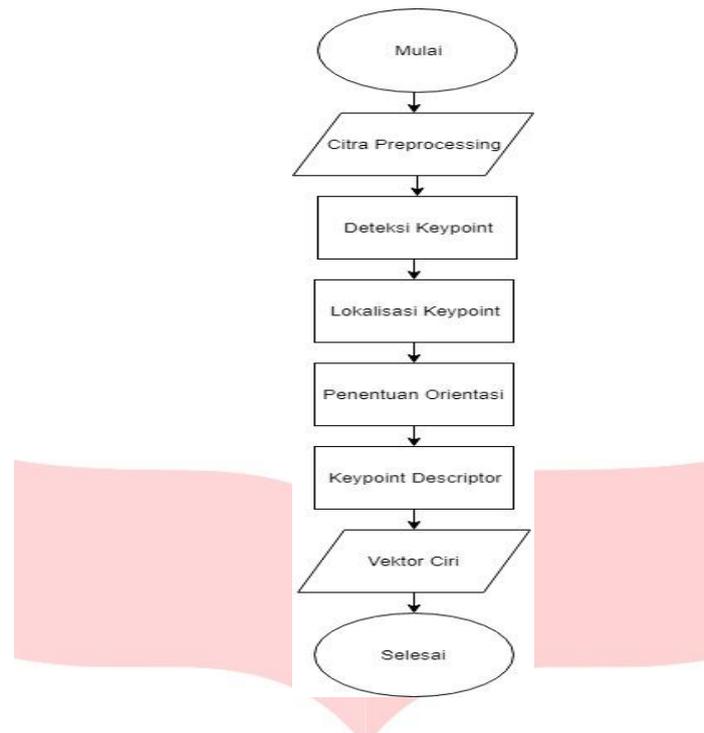
Tahap ini merupakan proses awal yang dilakukan untuk mendapatkan kualitas citra terbaik dengan meminimalisir noise agar mempermudah sistem untuk mengenali citra yang akan diproses pada tahap ekstraksi ciri. Tahapan-tahapan pada pre-processing meliputi resize, cropping, mengubah citra RGB menjadi citra greyscale. Diagram alurnya dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Diagram Alur Pre-processing

3.4. Ekstraksi Ciri SIFT

Pada tahap ini, metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah SIFT. Pada beberapa kasus, SIFT merupakan metode ekstraksi ciri terbaik dalam hal computer vision. Algoritma ini mampu mengatasi variasi orientasi arah citra dan ukurannya. Hasil dari ekstraksi ciri ini berupa keypoint yang merupakan fitur unik dari SIFT. Keypoint citra uji yang didapatkan setelah proses ekstraksi akan dibandingkan dengan keypoint citra latih yang telah tersimpan di database. . Diagram alurnya dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Diagram Alur Ekstraksi Ciri Sift

3.5. Klasifikasi KNN

Dalam proses ini akan dilakukan pengklasifikasian ciri menggunakan metode KNN. Pada metode ini, pemilihan kelas klasifikasi dilakukan dengan cara mencari kelas terdekat dari suatu data latih terhadap data uji, kemudian pemilihan kelas klasifikasi dilakukan dengan mencari kelas terdekat suatu data latih.

4. Hasil dan Analisis

Citra wajah berjumlah 150 citra, dengan rincian 90 data citra latih dan 60 data citra uji. Dimana data citra latih dibagi lagi menjadi 30 citra ras Kaukasoid, 30 citra ras Mongoloid, dan 30 citra Negroid. Begitu pula data citra uji dibagi menjadi 20 citra ras Kaukasoid, 20 citra ras Mongoloid, dan 20 citra ras Negroid.

Pada penelitian ini memiliki beberapa scenario untuk mendapatkan tingkat akurasi dan waktu komputasi terbaik dengan mengubah parameter-parameter yang terdapat pada ekstraksi ciri dan juga klasifikasi. Berikut skenario perubahan parameter yang digunakan dalam tahap pengujian sistem:

4.1 Pengujian Parameter Sigma SIFT Dengan Nilai $K=1$ Dan $Distance = Euclidean Distance$

Berikut merupakan hasil pengujian parameter sigma SIFT terhadap akurasi dan waktu komputasi. Dimana parameter sigma yang digunakan terdiri dari 1.3, 1.6, dan 1.9. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter $k=1$, dan $distance = Euclidean Distance$. Tabel 1 merupakan hasil pengujian pada scenario ini.

Tabel 1 Hasil Pengujian Sigma SIFT

Sigma	K	Distance	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1.3	1	Euclidean	41.67	0.4416
1.6			36.67	0.4548
1.9			26.67	0.5361

4.2 Pengujian Parameter Statistika Dengan Sigma=1.3, $K=1$, Dan $Distance = Euclidean Distance$

Berikut merupakan hasil pengujian parameter statistika dari ekstraksi ciri SIFT terhadap akurasi dan waktu komputasi. Dimana parameter statistika yang digunakan terdiri dari *mean*, *variance*, *standard deviation*, dan juga *skewness*. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter sigma=1.3, $k=1$, dan $distance = Euclidean Distance$. Tabel 2 merupakan hasil pengujian pada scenario ini.

Tabel 2 Hasil Pengujian Parameter Statistika

Parameter Statistika	Sigma	k	Distance	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
<i>Mean</i>	1.3	1	Euclidean	41.67	0.441
<i>Variance</i>				40	0.481
<i>Standard Deviation</i>				40	0.446
<i>Skewness</i>				18.33	0.67

4.3 Pengujian Parameter K dan Distance Dengan Sigma=1.3

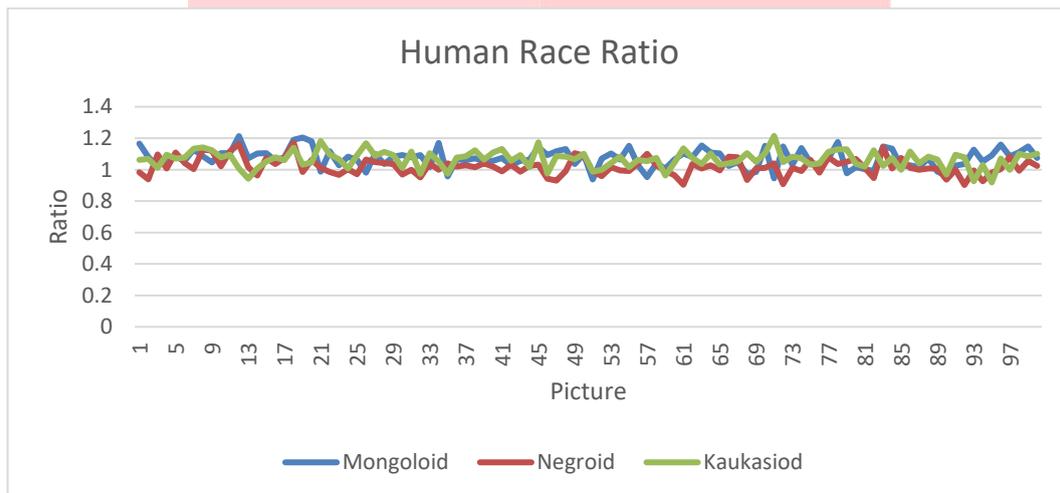
Pada scenario ini akan dilakukan pengujian parameter K dan parameter *Distance* pada metode klasifikasi KNN dengan parameter sigma pada metode SIFT sebesar 1.3. Tabel 3 merupakan hasil dari pengujian pada scenario ini.

Tabel 3 Hasil Pengujian Parameter K dan *Distance*

K	<i>Distance</i>	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1	<i>Euclidean</i>	41.67	0.4416
3	<i>Euclidean</i>	33.33	0.4560
5	<i>Euclidean</i>	26.67	1.1220
1	<i>Cityblock</i>	41.67	0.4537
3	<i>Cityblock</i>	33.33	0.5675
5	<i>CityBlock</i>	26.67	0.7661
1	<i>Cosine</i>	33.33	0.4583
3	<i>Cosine</i>	33.33	0.4666
5	<i>Cosine</i>	33.33	0.5584

4.4 Pengujian Pengukuran Rasio *Craniometric Point Detection*

Pada pengujian ini akan dilakukan pengukuran rasio wajah menggunakan *Craniometric Point Detection*. Gambar 6 menunjukkan hasil pengukuran rasio dari *Craniometric Point Detection*.



Gambar 6. Grafik Pengukuran Rasio Wajah berdasarkan *Craniometric Point Detection*

Pada grafik diatas dapat dilihat bahwa tidak ada perbedaan yang signifikan antar ras. Sehingga banyak citra yang teridentifikasi sebagai ras lain. Ini disebabkan karena *Craniometric Point Detection* lebih cocok digunakan pada tengkorak. Sedangkan jika digunakan pada wajah, struktur wajah masih memiliki otot dan daging yang menyebabkan tidak presisinya pengukuran dari *Craniometric Point Detection* tersebut.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem identifikasi ras manusia, dapat disimpulkan bahwa:

1. Deteksi ras manusia berdasarkan citra wajah menggunakan metode SIFT dan klasifikasi KNN dapat dilakukan.
2. Pengujian pada ekstraksi ciri didapatkan hasil akurasi terbaik dengan parameter sigma sebesar 1.3.
3. Parameter statistika yang digunakan untuk mendapatkan hasil akurasi terbaik adalah parameter mean.
4. Pengujian pada klasifikasi didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi terbaik dengan parameter $K = 1$ dan *Distance = Euclidean Distance*. Parameter *Distance* mempengaruhi akurasi sedangkan parameter K mempengaruhi waktu komputasi.
5. Pengukuran Rasio wajah menggunakan *Craniometric Point Detection* menghasilkan perbedaan antar ras yang tidak signifikan sehingga banyak citra yang salah identifikasi menjadi ras lain.
6. Akurasi sistem terbaik didapatkan sebesar 41,67% dengan waktu komputasi sebesar 0.4416 detik. Sedangkan akurasi sistem terburuk didapatkan sebesar 18,33% dengan waktu komputasi sebesar 0.67 detik.

Daftar Pustaka:

- [1] C. W. Ma, "The Chicago Face Database: A Free Stimulus Set of Faces and Norming Data.," 2015. [Online]. Available: <https://chicagofaces.org/default/>. [Diakses 12 Agustus 2018].
- [2] P. Tiwari, "Major Physical Characteristic Of Racial Group," [Online]. Available: <http://www.geographynotes.com/human-geography/major-physical-characteristics-of-racial-groups>. [Diakses 28 February 2018].
- [3] "How Many Major Races Are There In The World?," 18 February 2011. [Online]. Available: <http://blog.world-mysteries.com/science/how-many-major-races-are-there-in-the-world/>. [Diakses 25 February 2018].
- [4] G. L. Adams, S. A. Gansky, A. J. Miller, W. E. H. Jr dan D. D. Hatcher, "Comparison between traditional 2-dimensional cephalometry and a 3-dimensional approach on human dry skulls.," 2004.
- [5] D. E. Johanson dan B. Edgar, *From Lucy to Language*, Simon & Schuster, 1996.
- [6] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*, Andi, 2010.
- [7] B. Zitová dan J. Flusser, "Image registration methods: a survey," 2003.
- [8] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," 2004.
- [9] N. Ilmi, T. A. B. W dan K. N. R, "Handwriting Digit Recognition using Local Binary Pattern Variance and K-Nearest Neighbor Classification," 2016.
- [10] "rgb2gray," Mathworks, [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/rgb2gray.html?requestedDomain=true..> [Diakses 26 11 2018].
- [11] "City Block Distance," TIBCO Spotfire, [Online]. Available: https://docs.tibco.com/pub/spotfire/7.0.0/doc/html/hc/hc_city_block_distance.htm. [Diakses 9 January 2019].