

# IDENTIFIKASI WAJAH BERBASIS SEGMENTASI WARNA KULIT WAJAH MENGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

Dimas Rossiawan Hendra Putra<sup>1</sup>, Fitri Marisa<sup>2</sup>, Indra Dharma Wijaya<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Widyagama Malang  
email:kingzhuahm@gmail.com

<sup>2</sup>Fakultas Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Widyagama Malang  
email:fitrimarisa@widyagama.ac.id

<sup>3</sup>Fakultas Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Widyagama Malang  
email:indra.dharma@gmail.com

## Abstract

*Face Identification is an important part in digital image processing techniques to determine the size, location and image value. Face detection is a step in the facial recognition system used for personal identification, monitoring system, criminal law, human and computer interaction and so on. This study featuring face detection using Naïve Bayes Classifier with red, green and blue (RGB) model features. This study uses images with variation of facial expression from training data and testing data. The first step is to create a model of facial skin color with RGB model feature which has done normalization process by grayscaling image, binarying image and filtering image using max filter, then looking for average RGB color of facial skin, followed by building Gaussian distribution showing skin color classification and processed by Naïve method Bayes Classifier (NBC) in determining the classification result. From the test results with a total of 70 test data and a threshold of 0.1, the results of system accuracy reaches 90.25%.*

*Keywords: Naïve Bayes Classifier, Classification, Face Identification, Information Retrieval Model RGB, Preprocessing using grayscale-binary and max-filter filter.*

## 1. PENDAHULUAN

Wajah atau muka adalah bagian dari kepala, pada manusia meliputi wilayah dari dahi hingga dagu, termasuk rambut, dahi, alis, mata, hidung, pipi, mulut, bibir, gigi, kulit dan dagu. Wajah digunakan untuk ekspresi wajah, penampilan serta identitas [7]. Manusia memiliki aneka bentuk wajah dan warna kulit yang berbeda, sehingga dapat digunakan dalam menentukan identitas seseorang. Pengenalan pola wajah dapat dipandang untuk mengenali emosi, ras, ataupun pemilik wajah tersebut berdasarkan fitur-fitur wajah yang dimiliki [20].

Deteksi wajah merupakan suatu tahapan untuk identifikasi personal, sistem pemantau, hukum kriminal, interaksi manusia dan komputer. Era teknologi yang terus berkembang menuntut perkembangan dunia teknologi untuk menemukan ilmu teknologi yang baru, lebih akurat dan cepat serta banyak permasalahan dalam bidang keamanan teknologi dan hukum kriminal yang membutuhkan identifikasi klasifikasi wajah dalam menyelesaikan sebuah permasalahan.

Tingkat keamanan data setiap perusahaan memiliki peran yang penting dalam menjaga data mereka agar tidak bocor dan diketahui oleh pesaing perusahaan tersebut. Perusahaan besar seperti universitas umumnya menggunakan *private cloud* yang seluruh komponennya berada di bawah kontrol atau milik penyedia layanan *cloud* untuk pengguna terbatas. Penggunaan *cloud* yang semakin marak juga memicu banyak pertanyaan sejauh mana keamanan penyimpanan *cloud* tersebut dan banyak pengguna yang masih lebih percaya menggunakan penyimpanan lokal pada *harddisk* yang bersifat *offline*.

Kasus Edward Snowden yang membocorkan berbagai dokumen milik NSA (*National Security Agency*) dan hasilnya berbagai operasi yang dilakukan NSA menyangkut pelanggaran data privasi pengguna internet dan telekomunikasi dunia akhirnya terungkap [12]. Penggunaan *cloud* yang dirasa kurang aman bagi perusahaan mengakibatkan beralihnya tempat penyimpanan data perusahaan yang sangat penting kembali bersifat *offline* melalui

harddisk lokal perusahaan, dengan menempatkan pusat data perusahaan pada lingkungan yang aman dan ancaman terhadap bencana diminimalkan. Lingkungan yang aman pada penyimpanan data perusahaan dimulai dari batasan pekerja yang dapat mengakses ruangan server tersebut. Kamera CCTV dengan kualitas yang baik dapat membantu meningkatkan kualitas keamanan pada ruang server data tersebut.

Perkembangan teknologi dewasa ini sangat pesat memungkinkan untuk mendeteksi wajah secara tepat, salah satunya dengan menggunakan *Digital Image Processing*. Dengan menggunakan *Digital Image Processing* dilakukan pemilihan ciri citra (*feature images*) yang optimal untuk tujuan analisis, melakukan proses penarikan informasi maupun deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung pada citra, melakukan kompresi atau reduksi data untuk menyimpan data, dan waktu proses data. *Input* dari pengolahan citra adalah citra, sedangkan *output*-nya adalah citra hasil pengolahan [19].

Penelitian identifikasi wajah pernah dilakukan oleh [7] dengan menggunakan metode *template matching* memiliki keberhasilan penentuan wilayah wajah sebesar 75% pada 52 citra uji serta penelitian yang dilakukan oleh [23] dengan metode *Hidden Makrov Models* (HMM) dan dipatkan akurasi sebesar 84,28% dengan 70 gambar dataset dan masing-masing individu memiliki ekspresi yang berbeda. Berdasarkan permasalahan beserta solusi dari dua penelitian sebelumnya, keakurasian perlu ditingkatkan agar diperoleh hasil yang optimal. Saat ini ditemukan metode untuk melakukan persepsi mesin yang dirasa mampu menyelesaikan permasalahan di atas. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk optimasi adalah *Naïve Bayes Classifier* (NBC) yang telah berhasil menunjukkan performanya untuk melakukan proses klasifikasi pada beberapa bidang, termasuk pengenalan pola (*pattern recognition*), *data mining* dan bioinformatika. *Naïve Bayes Classifier* merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Menurut [15] menjelaskan *Naïve bayes* untuk setiap kelas keputusan, menghitung probabilitas dengan syarat bahwa kelas keputusan adalah benar. Penelitian dengan metode *Naïve Bayes Classifier* (NBC) diduga

dapat meningkatkan tingkat keakurasian indentifikasi wajah dalam membantu memindai wajah pekerja ruang server. Berdasarkan latar belakang tersebut diatas, maka dibuat penelitian dengan judul Identifikasi Wajah Berbasis Segmentasi Warna Kulit Menggunakan *Naïve Bayes Classifier* Melalui Citra Digital. Dari hasil pengujian dengan total 70 data uji dan batas ambang sebesar 0.1 didapatkan akurasi sistem sebesar 90.25% .

## 2.KAJIANLITERATURDAN PEGEMBANGAN HIPOTESIS

### A. Pengenalan Wajah

Wajah merupakan bagian dari tubuh manusia yang menjadi fokus perhatian di dalam interaksi sosial, wajah memainkan peranan vital dengan menunjukkan emosi dan identitas. Kemampuan manusia untuk mengetahui seseorang dari wajahnya sangat luar biasa, kita dapat mengenali ribuan wajah karena frekuensi interaksi dimulai dari frekuensi interaksi yang sekilas maupun sangat sering, dalam rentang waktu sebentar maupun sangat lama.

Kita juga dapat mengenali seseorang walaupun terjadi perubahan pada orang tersebut karena pemakaian kacamata, perubahan gaya rambut bahkan dikarenakan bertambahnya usia sehingga wajah digunakan sebagai organ dari tubuh manusia yang dijadikan indikasi pengenalan seseorang atau *face recognition*[11]

### B. Citra Digital

Citra digital adalah citra yang bersifat diskrit yang dapat diolah oleh komputer seperti yang terlihat pada Gambar 1. Citra ini dapat dihasilkan melalui kamera digital dan *scanner* ataupun citra yang telah mengalami proses digitalisasi. Citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi dua variabel  $f(x,y)$ , dimana  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spesial dan nilai  $f(x,y)$  adalah intensitas citra pada koordinat tersebut seperti yang telah diilustrasikan pada Gambar I. Teknologi dasar untuk menciptakan dan menampilkan warna pada citra digital diperoleh pada penelitian bahwa sebuah warna merupakan kombinasi dari tiga warna dasar, yaitu merah, hijau, dan biru (*Red, Green, Blue - RGB*) [24].

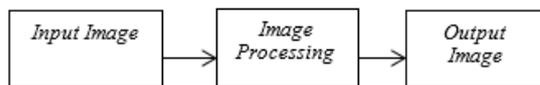


Gambar 1. Citra Digital

### C. Pengolahan Cita Digital

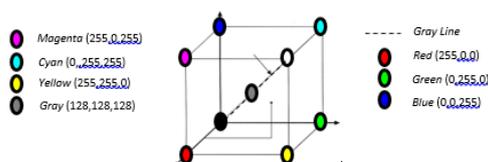
Pengolahan citra digital atau *Image Processing* memiliki pengertian sederhana yaitu manipulasi dan analisis suatu gambar oleh komputer. Sedangkan yang dimaksud dengan informasi gambar disini adalah gambar gambar visual dalam dua dimensi. Segala operasi untuk memperbaiki, menganalisis, atau mengubah suatu gambar disebut *image processing*[24].

Sistem *image processing* memiliki konsep dasar yang diambil dari kemampuan indera penglihatan manusia dan dihubungkan dengan kemampuan otak manusia. *Image processing* merupakan gabungan cabang ilmu, seperti optik, matematika, elektronik, fotografi, dan teknologi komputer. *Image processing* memiliki tujuan yaitu menganalisis suatu gambar sehingga informasi baru tentang gambar dibuat menjadi lebih jelas. Gambar 2 merupakan proses dari *image processing*



Gambar 2. Image Processing

Red Green Blue (*RGB*) merupakan warna dasar yang ada pada sistem komputer. Data pada sebuah gambar dapat dipisahkan menjadi komponen-komponen untuk masing-masing warna, yaitu merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*). Warna tiap piksel ditentukan oleh kombinasi intensitas dari masing-masing komponen warna dan dipetakan dalam bentuk koordinat seperti yang terlihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Koordinat RGB

Hasil konversi gambar dari *RGB* ke *grayscale* dapat dilihat pada Gambar IV.

Pengubahan sebuah gambar menjadi *grayscale* dapat dilakukan dengan mengambil semua piksel pada gambar kemudian warna tiap piksel akan diambil informasi mengenai tiga warna dasar yaitu merah, biru dan hijau. Ketiga warna dasar ini akan dijumlahkan kemudian dibagi tiga sehingga didapat nilai rata-rata. Nilai rata-rata inilah yang akan dipakai untuk memberikan warna pada piksel gambar sehingga warna menjadi *grayscale*, tiga warna dasar dari sebuah piksel akan diset menjadi nilai rata-rata. Nilai rata-rata inilah yang akan dipakai untuk memberikan warna pada piksel gambar sehingga warna menjadi *grayscale*[22].



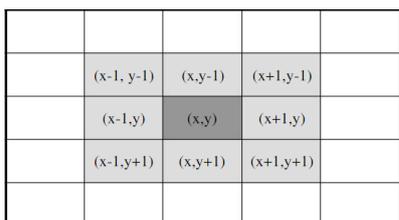
Gambar 4. Citra RGB ke *Grayscale*

Citra biner (*binary image*) adalah citra digital yang hanya memiliki 2 kemungkinan warna, yaitu hitam dan putih. Citra biner disebut juga dengan citra *white and black* atau monokrom. Hanya dibutuhkan 1 bit untuk mewakili nilai setiap piksel dari citra biner. Pembentukan citra biner memerlukan nilai batas keabuan yang digunakan sebagai patokan. Piksel dengan derajat keabuan lebih besar dari nilai batas diberi nilai 1 dan sebaliknya piksel dengan derajat keabuan lebih kecil dari nilai batas diberi nilai 0.

Filtering adalah langkah meloloskan atau menerima komponen dengan frekuensi tertentu dan menghilangkan atau menolak komponen dengan frekuensi yang lain. Teknik filtering membutuhkan sebuah *filter*  $g(x,y)$  berupa matriks berukuran  $n \times n$ , (umumnya  $3 \times 3$ ) yang tiap sel-selnya berisi bobot *filtering*, umumnya disebut sebagai *filter*, *mask*, kernel ataupun *window*. Setiap titik  $(x, y)$  pada citra  $f(x,y)$  di filter dengan filter  $g(x,y)$  menghasilkan  $h(x,y)$  yang merupakan hasil *filtering* pada titik  $(x,y)$ .

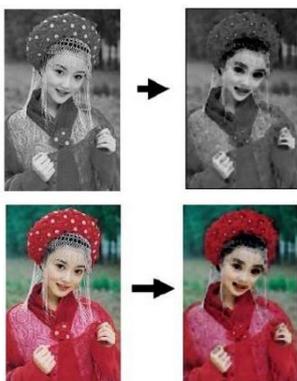
Mekanisme *filtering* spasial dimulai dari meletakkan filter  $g(x,y)$  mulai dari titik  $(x - 1, y - 1)$  dari titik  $(x,y)$  yang akan dilakukan filtering, dilanjutkan dengan menghitung  $h(x,y)$  berdasarkan sel-sel pada titik tersebut dan titik-titik tetangganya dengan bobot pada sel-sel matriks *filter*  $g(x,y)$  sesuai dengan posisi sel-selnya. Filtering dilakukan mulai

dari sudut atas matriks sampai sudut bawah matriks.



Gambar 5. Area Lokal Filtering dan tetangga

Penelitian ini menggunakan filter spasial non linier (*order-statistic filters*) dimana respon berdasarkan pengurutan intensitas piksel-piksel tetangga, *maximum filtering* yang mengganti nilai sel bitmap dengan nilai terbesar dari area lokal. Contoh filter spasial non linier *maximum filtering* ditampilkan pada Gambar 6 berikut:



Gambar 6. Maksimum Filtering

#### D. Naive Bayes Classifier (NBC)

Algoritma Naive Bayes merupakan sebuah metode klasifikasi menggunakan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuawan Inggris Thomas Bayes. Algoritma ini memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya dan dikenal sebagai Teorema Bayes. Ciri utama dari *Naive Bayes Classifier* (NBC) ini adalah asumsi yang sangat kuat atau naif akan independensi dari masing-masing kondisi atau kejadian.

*Naive Bayes Classifier* bekerja sangat baik dibanding dengan model classifier lainnya. Hal ini dibuktikan pada jurnal [28] yang mengatakan bahwa *Naive Bayes Classifier* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibanding model classifier lainnya. Keuntungan penggunaan metode ini adalah hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (*training data*) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian,

karena diasumsikan sebagai variabel mandiri, maka hanya varian dari suatu variabel dalam sebuah kelas yang dibutuhkan untuk menentukan klasifikasi, bukan keseluruhan dari matriks kovarians.

Formula Naive Bayes seperti dalam (1) menurut [17]

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)P(C)}{P(X)} \quad (1)$$

X = Data dengan kelas (label) yang tidak diketahui.

C = Hipotesa data dengan kelas yang telah diketahui.

P(C|X) = Probabilitas hipotesis berdasar kondisi (probabilitas posterior)

P(C) = Probabilitas hipotesa (probabilitas prior).

P(X) = Probabilitas C (data sampel yang diamati).

P(X | C) = probabilitas berdasarkan kondisi pada hipotesis.

Untuk permasalahan dengan dataset numerik dengan data kontinu seperti dalam (2).

$$P = (X_i = x_i | Y = x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} e^{-\frac{(x_i - u_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (2)$$

P = peluang

X<sub>i</sub> = Atribut ke-i

X<sub>i</sub> = Nilai atribut ke-i

Y = Kelas yang dicari

I<sub>j</sub> = Sub kelas Y yang dicari

U = Mean seluruh atribut

σ = Standar deviasi dari seluruh atribut

### 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini memiliki beberapa tahapan diantaranya adalah: Mencari database wajah yang tersedia di [www.face-reg.org/databases](http://www.face-reg.org/databases) kemudian dilakukan perubahan citra gambar menjadi grayscale dan biner dilanjutkan dengan filtering pada citra grayscale dengan max-filter. Nilai RGB didapatkan dari gambar hasil max filter. Dengan fitur yang berupa nilai R, G, B, RGB dan Varian RGB dicari hasil klasifikasinya menggunakan metode Naive Bayes Classifier. Akurasi didapatkan dari empat kali pengujian dengan 10 data uji, 15 data uji, 20 data uji dan 25 data uji yang berbeda antara satu gambar dengan gambar lainnya. Perhitungan manual pada penelitian ini berupa terdapat 4 kelas berupa pekerja karyawan ruang server, sistem akan memasukkan sebuah gambar baru dan

mengklasifikasikan pemilik dari wajah tersebut. Perhitungan manual ini menggunakan 10 data latih dan 1 data uji yang ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1  
Data Latih dan Data Uji

| NO | R      | G     | B     | RGB   | VAR RGB | KELAS |
|----|--------|-------|-------|-------|---------|-------|
| 1  | 38.39  | 28.65 | 18.09 | 28.38 | 103.08  | Dimas |
| 2  | 33.09  | 29.46 | 26.12 | 29.56 | 12.15   | Dimas |
| 3  | 35.7   | 31.66 | 23.08 | 30.15 | 41.53   | Dimas |
| 4  | 52.98  | 35.83 | 31.74 | 40.18 | 127.00  | Mr.L  |
| 5  | 48.54  | 33.47 | 29.72 | 37.24 | 99.23   | Mr.L  |
| 6  | 40.96  | 27.86 | 24.14 | 30.99 | 78.06   | Mr.L  |
| 7  | 36.98  | 25.35 | 23.97 | 28.77 | 51.07   | Mr.S  |
| 8  | 44.04  | 31.1  | 26.95 | 34.03 | 79.46   | Mr.S  |
| 9  | 117.18 | 84.23 | 75.8  | 92.40 | 478.18  | Mr.Y  |
| 10 | 127.59 | 86.48 | 70.63 | 94.90 | 864.28  | Mr.Y  |
| 11 | 41.56  | 29.44 | 16.83 | 29.28 | 103.08  | ?     |

Dilanjutkan dengan membuat tabel baru dengan kelas yang sama guna mencari nilai dari data kelompok antar kelas tersebut.

Tabel 2  
Data Latih Kelas Dimas

| NO                       | R              | G              | B              | RGB              | VAR RGB             | Kelas |
|--------------------------|----------------|----------------|----------------|------------------|---------------------|-------|
| 1                        | 38.39          | 28.65          | 18.09          | 28.38            | 103.08              | Dimas |
| 2                        | 33.09          | 29.46          | 26.12          | 29.56            | 12.15               | Dimas |
| 3                        | 35.7           | 31.66          | 23.08          | 30.15            | 41.53               | Dimas |
| <b>TOTAL</b>             | 107.18         | 89.77          | 7.29           | 88.08            | 156.76              |       |
| <b>TOTAL<sup>2</sup></b> | 11487.55       | 8058.65        | 4527.94        | 7758.09          | 24575.11            |       |
| NO                       | R <sup>2</sup> | G <sup>2</sup> | B <sup>2</sup> | RGB <sup>2</sup> | VARRGB <sup>2</sup> |       |
| 1                        | 1473.79        | 820.82         | 327.25         | 805.24           | 10625.18            |       |
| 2                        | 1094.95        | 867.89         | 682.25         | 873.60           | 147.68              |       |
| 3                        | 1274.49        | 1002.36        | 532.69         | 908.82           | 1725.05             |       |
| <b>TOTAL</b>             | 3843.23        | 2691.07        | 1542.19        | 2587.65          | 12497.91            |       |

Tabel 3  
Data Latih Kelas MrS

| NO                       | R              | G              | B              | RGB              | VAR RGB             | Kelas |
|--------------------------|----------------|----------------|----------------|------------------|---------------------|-------|
| 1                        | 52.98          | 35.83          | 31.74          | 40.18            | 127.00              | Mr.L  |
| 2                        | 48.54          | 33.47          | 29.72          | 37.24            | 99.23               | Mr.L  |
| 3                        | 40.96          | 27.86          | 24.14          | 30.99            | 78.06               | Mr.L  |
| <b>TOTAL</b>             | 142.48         | 97.16          | 85.60          | 108.41           | 304.28              |       |
| <b>TOTAL<sup>2</sup></b> | 20300.55       | 9440.07        | 7327.36        | 11753.45         | 92589.24            |       |
| NO                       | R <sup>2</sup> | G <sup>2</sup> | B <sup>2</sup> | RGB <sup>2</sup> | VARRGB <sup>2</sup> |       |

|              |         |         |         |         |          |
|--------------|---------|---------|---------|---------|----------|
| 1            | 2806.88 | 1283.79 | 1007.43 | 1614.70 | 16128.50 |
| 2            | 2356.13 | 1120.24 | 883.28  | 1387.07 | 9845.92  |
| 3            | 1677.72 | 776.18  | 582.74  | 960.17  | 6093.38  |
| <b>TOTAL</b> | 6840.73 | 3180.21 | 2473.45 | 3961.94 | 32067.81 |

Tabel 4  
Data Latih Kelas MrS

| NO                       | R              | G              | B              | RGB              | VAR RGB             | Kelas |
|--------------------------|----------------|----------------|----------------|------------------|---------------------|-------|
| 1                        | 36.98          | 25.35          | 23.97          | 28.77            | 51.07               | Mr.S  |
| 2                        | 44.04          | 31.1           | 26.95          | 34.03            | 79.46               | Mr.S  |
| <b>TOTAL</b>             | 81.02          | 56.45          | 50.92          | 62.80            | 130.53              |       |
| <b>TOTAL<sup>2</sup></b> | 6564.24        | 3186.60        | 2592.85        | 3943.42          | 17037.02            |       |
| NO                       | R <sup>2</sup> | G <sup>2</sup> | B <sup>2</sup> | RGB <sup>2</sup> | VARRGB <sup>2</sup> |       |
| 1                        | 1367.52        | 642.62         | 574.56         | 827.52           | 2608.17             |       |
| 2                        | 1939.52        | 967.21         | 726.30         | 1158.04          | 6313.21             |       |
| <b>TOTAL</b>             | 3307.04        | 1609.83        | 1300.86        | 1985.56          | 8921.38             |       |

Tabel 5  
Data Latih Kelas MrY

| NO                       | R              | G              | B              | RGB              | VAR RGB             | Kelas |
|--------------------------|----------------|----------------|----------------|------------------|---------------------|-------|
| 1                        | 117.18         | 84.23          | 75.8           | 92.40            | 478.18              | Mr.Y  |
| 2                        | 127.59         | 86.48          | 70.63          | 94.90            | 864.28              | Mr.Y  |
| <b>TOTAL</b>             | 244.77         | 170.71         | 146.43         | 187.30           | 1342.46             |       |
| <b>TOTAL<sup>2</sup></b> | 59912.35       | 29141.94       | 21441.74       | 35082.54         | 1802202.43          |       |
| NO                       | R <sup>2</sup> | G <sup>2</sup> | B <sup>2</sup> | RGB <sup>2</sup> | VARRGB <sup>2</sup> |       |
| 1                        | 13731.15       | 7094.69        | 5745.64        | 8538.38          | 228654.81           |       |
| 2                        | 16279.21       | 7478.79        | 4988.60        | 9006.01          | 746984.59           |       |
| <b>TOTAL</b>             | 30010.36       | 14573.48       | 10734.24       | 17544.39         | 975639.39           |       |

Kemudian memasukkan hasil perhitungan data diatas dengan menggunakan gaussian distribution assumption seperti pada Tabel 6 berikut :

Tabel 6  
Data Latih Kelompok Setiap Kelas

| KELAS | MEAN R            | MEAN G            | MEAN B            | MEAN RGB            | MEAN VARIAN RGB         |
|-------|-------------------|-------------------|-------------------|---------------------|-------------------------|
| Dimas | 35.73             | 29.92             | 22.43             | 29.36               | 52.25                   |
| Mr.L  | 47.49             | 32.39             | 28.53             | 36.14               | 101.43                  |
| Mr.S  | 40.51             | 28.23             | 25.46             | 31.4                | 65.26                   |
| Mr.Y  | 122.39            | 85.36             | 73.22             | 93.65               | 671.23                  |
| KELAS | VARIAN KELOMPOK R | VARIAN KELOMPOK G | VARIAN KELOMPOK B | VARIAN KELOMPOK RGB | VARIAN KELOMPOK VAR RGB |
| Dimas | 7.02              | 2.43              | 16.44             | 0.81                | 2153.1                  |
| Mr.L  | 36.94             | 16.76             | 15.5              | 22.06               | 602.36                  |
| Mr.S  | 24.92             | 16.53             | 4.44              | 13.85               | 402.87                  |
| Mr.Y  | 54.18             | 2.53              | 13.36             | 3.12                | 74538.18                |

Dengan menggunakan Persamaan 2, maka data uji dengan nilai R = 41.56, G = 29.44, B = 16.83, RGB = 29.28 dan VAR RGB = 103.08 dapat diproses dengan cara mencari posterior dari masing-masing fitur pada kelas:

$$\begin{aligned}
 (\text{Dimas}|R) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma^2}} \\
 &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 2.65}} 2.72^{-\frac{(41.56 - 35.73)^2}{2 \times 7.02}} = 0.02 \\
 (\text{Dimas}|G) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 1.56}} 2.72^{-\frac{(29.44 - 29.92)^2}{2 \times 2.43}} = 0.3 \\
 (\text{Dimas}|B) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 4.05}} 2.72^{-\frac{(16.83 - 22.43)^2}{2 \times 16.44}} = 0.08 \\
 (\text{Dimas}|RGB) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 0.9}} 2.72^{-\frac{(29.28 - 29.36)^2}{2 \times 0.81}} = 0.419 \\
 (\text{Dimas}|VAR RGB) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 46.40}} 2.72^{-\frac{(103.08 - 52.25)^2}{2 \times 2153.1}} = 0.03 \\
 (\text{MrL}|R) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 6.08}} 2.72^{-\frac{(41.56 - 47.49)^2}{2 \times 36.94}} = 0.1 \\
 (\text{MrL}|G) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 4.09}} 2.72^{-\frac{(29.44 - 32.39)^2}{2 \times 16.76}} = 0.15 \\
 (\text{MrL}|B) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 3.94}} 2.72^{-\frac{(16.83 - 28.53)^2}{2 \times 15.5}} = 0.002 \\
 (\text{MrL}|RGB) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 4.7}} 2.72^{-\frac{(29.28 - 36.14)^2}{2 \times 22.06}} = 0.06 \\
 (\text{MrL}|VAR RGB) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 24.54}} 2.72^{-\frac{(103.08 - 101.43)^2}{2 \times 602.36}} = 0.08 \\
 (\text{MrS}|R) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 4.99}} 2.72^{-\frac{(41.56 - 40.51)^2}{2 \times 24.92}} = 0.17 \\
 (\text{MrS}|G) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 4.07}} 2.72^{-\frac{(29.44 - 28.23)^2}{2 \times 16.53}} = 0.19 \\
 (\text{MrS}|B) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 2.11}} 2.72^{-\frac{(16.83 - 25.46)^2}{2 \times 4.44}} = 6.22E-05 \\
 (\text{MrS}|RGB) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 3.72}} 2.72^{-\frac{(29.28 - 31.4)^2}{2 \times 13.85}} = 0.18 \\
 (\text{MrS}|VAR RGB) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 20.07}} 2.72^{-\frac{(103.08 - 65.26)^2}{2 \times 402.87}} = 0.02 \\
 (\text{MrY}|R) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 7.36}} 2.72^{-\frac{(41.56 - 122.39)^2}{2 \times 54.18}} = 9.24E-28 \\
 (\text{MrY}|G) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 1.59}} 2.72^{-\frac{(29.44 - 85.36)^2}{2 \times 2.53}} = 8.27E-270 \\
 (\text{MrY}|B) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 3.66}} 2.72^{-\frac{(16.83 - 73.22)^2}{2 \times 13.36}} = 4E-53 \\
 (\text{MrY}|RGB) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 1.77}} 2.72^{-\frac{(29.28 - 93.65)^2}{2 \times 3.12}} = 8.2E-290 \\
 (\text{MrY}|VAR RGB) &= \frac{1}{\sqrt{2 \times 3.14 \times 273.02}} 2.72^{-\frac{(103.08 - 671.23)^2}{2 \times 74538.18}} = 0.003 \\
 P(\text{Dimas}) &= P(\text{Dimas}|R) * P(\text{Dimas}|G) * P(\text{Dimas}|B) * P(\text{Dimas}|RGB) * P(\text{Dimas}|VAR RGB) \\
 &= 0.02 * 0.3 * 0.08 * 0.42 * 0.03 = 6.8E-06 \\
 P(\text{MrL}) &= P(\text{MrL}|R) * P(\text{MrL}|G) * P(\text{MrL}|B) * P(\text{MrL}|RGB) * P(\text{MrL}|VAR RGB) \\
 &= 0.1 * 0.15 * 0.0024 * 0.06 * 0.08 = 1.88E-07 \\
 P(\text{MrS}) &= P(\text{MrS}|R) * P(\text{MrS}|G) * P(\text{MrS}|B) * P(\text{MrS}|RGB) * P(\text{MrS}|VAR RGB) \\
 &= 0.17 * 0.19 * 6.22E-05 * 0.18 * 0.02 = 5.5E-09 \\
 P(\text{MrY}) &= P(\text{MrY}|R) * P(\text{MrY}|G) * P(\text{MrY}|B) * P(\text{MrY}|RGB) * P(\text{MrY}|VAR RGB) \\
 &= 9.2E-28 * 8.7E-270 * 4E-53 * 8.2E-290 * 0.0028 = 0
 \end{aligned}$$

Hasil klasifikasi adalah nilai terbesar yang didapatkan dari perhitungan di atas dan hasil klasifikasinya adalah Dimas. Perancangan antarmuka terdapat pada Gambar 7.



Gambar 7. Perancangan Antarmuka Aplikasi

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian ini bertujuan untuk mencari akurasi dari aplikasi. Dari data uji yang berjumlah 10 data uji, 15 data uji, 20 data uji, 25 data uji dilakukan uji coba membandingkan hasil klasifikasi aplikasi dengan hasil persepsi manusia. Hasil uji coba dianggap sesuai jika nilai akhir batas ambang yang merupakan tingkatan batas yang masih dapat diterima atau ditoleransi memiliki nilai lebih kecil dari 0,1 atau E-1. Hasil dari pengujian didapatkan data sebagai berikut, dimana setiap data uji berupa gambar yang berbeda.

|                            |  |
|----------------------------|--|
| Total Uji Coba             | : 10                                   |
| Jumlah Sesuai              | : 10                                   |
| Jumlah Tidak Sesuai        | : 0                                    |
| Nilai keakurasian Aplikasi | : $\frac{10}{10} \times 100\% = 100\%$ |
|                            |  |
| Total Uji Coba             | : 15                                   |
| Jumlah Sesuai              | : 14                                   |
| Jumlah Tidak Sesuai        | : 1                                    |
| Nilai keakurasian Aplikasi | : $\frac{14}{15} \times 100\% = 93\%$  |
|                            |  |
| Total Uji Coba             | : 20                                   |
| Jumlah Sesuai              | : 16                                   |
| Jumlah Tidak Sesuai        | : 4                                    |
| Nilai keakurasian Aplikasi | : $\frac{16}{20} \times 100\% = 80\%$  |
|                            |  |
| Total Uji Coba             | : 25                                   |
| Jumlah Sesuai              | : 22                                   |
| Jumlah Tidak Sesuai        | : 3                                    |
| Nilai keakurasian Aplikasi | : $\frac{22}{25} \times 100\% = 88\%$  |

Nilai Akurasi Total =  $(100 + 93 + 80 + 88) / 4 = 90.25\%$

#### 5. KESIMPULAN

Hasil perancangan dan pembuatan sistem identifikasi wajah berbasis segmentasi warna pada kulit menggunakan naive bayes classifier ini dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode Naïve Bayes Classifier dapat digunakan dalam mengidentifikasi wajah karyawan ruang server.
2. Hasil Akurasi sistem yang didapatkan oleh aplikasi dengan menggunakan batas ambang sebesar 0.1 memiliki akurasi sebesar 90.25%.
3. Hasil Kuisisioner memiliki kesimpulan bahwa secara keseluruhan aplikasi yang dibuat sudah cukup bagus dan dapat digunakan untuk mengidentifikasi wajah pekerja ruang server.

Mengingat berbagai keterbatasan yang dialami terutama masalah pemikiran dan waktu, penulis menyarankan pengembangan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Penambahan platform yang digunakan seperti web atau mobile.
2. Penambahan Fitur berupa ruang warna lain.
3. Penambahan pengaturan cahaya, jarak pengambilan foto, dan kualitas kamera yang memiliki megapiksel yang sama guna meningkatkan keakurasian.

## 6.REFERENSI

- [1] A.W, Sanjaya; A, Rizal; I, Wijayanto;. (2011). Deteksi Penyakit Kulit Menggunakan Analisis Fitur Warna dan Tekstur Dengan Metode Color Moment, Gray level Coocurence Matrix dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagaton. *Telkom Univerisity*.
- [2] Al-Tairi, Zaher Hamid; Rahmat, Rahmita Wirza; Saripan, M. Iqbal; Sulaiman, Puteri Suhaiza;. (2014). Skin Segmentation Using YUV and RGB Color Spaces. *J Inf Process Stst, Vol 10*.
- [3] Bala, Raja; Eschbach, Reiner;. (2004). *Spatial Colorr-to-Grayscale Transform Preserving Chrominance Edge Information". Color Imaging Conference*.
- [4] Dewi, Indriana Candra; Soebroto, Arief Andy; Furqon, M. Tanzil;. (2015). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Sapi Potong dengan Metode Naive Bayes. *Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Univ. Brawijaya*.
- [5] Gybert, Saselah; Winsy, Weku; Luther, Lakumakulita;. (2013). Perbaikan Citra Digital dengan Menggunakan Filtering Technique dan Similarity Measurement.
- [6] Haryanti, E. (2012). Analisa Kompresi Citra Digital Menggunakan Metode Hadamard. *Teknik Informatika IKADO*.
- [7] Hidayanto, Achmad; Isnanto, R Rizal; Kurniawan, Dhody;. (2006). Penentuan Wilayah Wajah Manusia pada Citra Berwarna Berdasarkan Warna Kulit dengan Metode Template Matching.
- [8] Ishtiaq, A., Donghai, G., & Tae, C. C. (2014). SMS Classification Based on Naïve Bayes Classifier and Apriori Algorithm Frequent Itemset. *International Journal of Machine Learning and Computing Vol.4*.
- [9] Izzati, Hafsa Sails; Pulung, Nurtantio Andono;. (2015). Deteksi Otomatis Penyakit Kulit Menggunakan Algoritma Naive bayes. *Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro*.
- [10] Korada, Naveen Kumar; Kumar, N Sagar Pavan; Deekshitulu, Y V N H;. (2012). Implementation of Naive Bayesian Classifier and Ada-Boost Algorithm Using Maize Expert System . *International Journal of Information Sciences and Techniques*.
- [11] Marti, N. W. (2010). Pemanfaatan GUI Dalam Pengembangan Perangkat Lunak Pengenalan Citra Wajah Manusia Menggunakan Metode Eigenface.
- [12] Maulana, A. (2015, Mar 5). *10 'Dosa Besar' NSA yang Dibocorkan Edward Snowden*. Dipetik 3 13, 2018, dari liputan6.com.
- [13] Muchilisin, R. (2013). *Pengertian dan Fungsi Lapisan Kulit*. Dipetik 1 2, 2017, www.kajianpustaka.com.
- [14] Mulyanta, E. S. (2005). *Menjadi Desainer Layout Andal dengan Adobe InDesign CS*. ANDI.
- [15] Olson, D. L., & Delen, D. (2008). *Advanced Data Mining Techniques*
- [16] Prabatha, S. A., Hidayat, B., & Rizal, A. (2016). Identifikasi Penyakit Kulit Berdasarkan Kombinasi Segmentasi Warna dan Analisis Tekstur dengan Deteksi Binary Large Object (BLOB) Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Learning Vector Quantization (LVQ). *Telkom University*.
- [17] Prasetyo, E. (2013). *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi.
- [18] Putra, D. (2010). *Pengolahan Citra Digital*. Andi.

- [19] Rafael, Gonzales C.; E., Woods;. (2008). *Digital Image Processing.3rd edition*. United States of America: Pearson Education, Inc.
- [20] Ramadhan, Gilang; Darmanto, Tedjo; Djamal, Esmeralda Contessa;. (2016). Klasifikasi Identitas Wajah Untuk Otorisasi Menggunakan Deteksi Tepi dan LVQ.
- [21] Russ, J. C. (2011). *The Image Processing Handbook, Fifth Edition*. CRC.
- [22] Santi, C. N. (2011). Mengubah Citra Bewarna Menjadi Gray-Scale dan Citra Biner. *Jurnal Teknologi Informasi Dinamik Vol 16 No.1*.
- [23] Sepritahara. (2012). Sistem Pengenalan Pajah (Face Recognition) Menggunakan Metode Hidden Makrov Model (HMM). *Jurnal Universitas Indonesia*.
- [24] Setiawan, H. (2012). Implementasi Metode Normalized Cross Correlation pada Template Matching untuk Aplikasi Pendeteksi Objek pada Citra Digital. *Unikom University*.
- [25] Solichin, Achmad; Harjoko, Agus. (2013). Metode Background Subtraction untuk Deteksi Objek Pejalan Kaki pada Lingkungan Statis.
- [26] V, Santhi; Arun, Kumar. (2009). *Digital Image Processing*.
- [27] Wijanarko, Rony; Eko, Nugroho;. (2017). Deteksi Wajah Berbasis Segmentasi Warna Kulit Menggunakan Ruang Warna YCbCr dan Template matching. *Jurnal Ilmiah Cendekia Eksata*.
- [28] Xhemali; , Daniella; Hinde, Chris J; Stone, Roger G;. (2009). Naive Bayes vs. Decision Trees vs. Neural Networks in the Classification of Training Web Pages.