Penerapan Color Space Segmentation dan Haar Cascade Classifier untuk Deteksi Wajah Multi-Pose

Juan Nathanael Wijaya[#1], Ken Ratri Retno Wardani, S.Kom, M.T[*2]

[#]*Departemen Informatika, Institut Teknologi Harapan Bangsa*
Jl. Dipati Ukur No. 80, Bandung, Indonesia
[1]juannathanael25@gmail.com
[2]ken_ratri@ithb.ac.id

Abstract*— Face detection is the main important stage for analyzing faces such as face recognition, facial expressions, head tracking and face verification. The results of face detection will show the location of face on the image marked by rectangle shape in the face area. The method used in this study is YCbCr color space segmentation and Haar Cascade Classifier. The first stage is the convertion of RGB color space to YCbCr. Furthermore, skin color segmentation is carried out, namely the separation of skin area and not skin area based on threshold. After that, the binarization stage is carried out where the image will be divided into black and white. Opening Morphological Process is used to reduce noise of image. The next step is Connected Component Labeling which is separating the object adjacent to the label for each object. Haar Cascade Classifier method is used for facial detection, where the face area will be given a rectangle mark. The application of Haar Cascade Classifier method includes several stages, including the selection of haar features, integral image, Adaboost and Cascade Classifier. Based on the test results, the accuracy obtained reached 99.68% for testing the number of facial variations and 99.81% for multi-pose facial test.

Keywords*— face detection, YCbCr color space, morphology, skin color segmentation, Haar Cascade Classifier.

Abstrak— Deteksi wajah adalah tahap penting utama untuk menganalisis wajah seperti pengenalan wajah, ekspresi wajah, *head tracking* dan verifikasi wajah. Hasil dari deteksi wajah akan menunjukkan lokasi wajah pada citra dengan ditandai bentuk kotak pada area wajah. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah segmentasi ruang warna YCbCr dan *Haar Cascade Classifier*. Tahap pertama adalah konversi ruang warna RGB menjadi YCbCr. Selanjutnya dilakukan segmentasi warna kulit, yaitu pemisahan area kulit dan bukan kulit berdasarkan *threshold*. Setelah itu dilakukan tahap binarisasi dimana citra akan dibagi menjadi warna hitam dan putih. Proses morfologi *opening* digunakan untuk mengurangi *noise* pada citra. Tahap selanjutnya adalah *Connected Component Labeling* yaitu memisahkan objek yang berdekatan dengan diberikan label untuk setiap objek. Metode *Haar Cascade Classifier* digunakan untuk deteksi wajah, dimana area wajah akan diberikan tanda kotak. Penerapan metode *Haar Cascade Classifier* meliputi beberapa tahap, diantaranya pemilihan fitur *Haar*, *Integral Image*, *Adaboost* dan *Cascade Classifier*. Berdasarkan hasil pengujian, akurasi yang didapatkan mencapai 99,68% untuk pengujian jumlah variasi wajah dan 99,81% untuk pengujian wajah *multi-pose*.

***Kata Kunci*— deteksi wajah, ruang warna YCbCr, morfologi, segmentasi warna kulit, *Haar Cascade Classifier*.**

I. PENDAHULUAN

Pada saat ini, teknologi menjadi sesuatu yang menarik untuk diamati, diikuti dan dikembangkan. Salah satu teknologi *computer vision* yang dewasa ini sedang dikembangkan yaitu deteksi wajah. Deteksi wajah merupakan topik yang penting untuk dibahas dalam bidang *computer vision*. Selain itu, deteksi wajah juga merupakan tahap penting utama untuk metode analisis wajah seperti *face recognition, face expression, head tracking and face verification*. Beberapa metode deteksi wajah dari jurnal penelitian terkait yaitu *Skin Color Segmentation, Template Matching, Haar Cascade Classifier* dan *Color Spaces Segmentation*.

Deteksi wajah akan menentukan apakah dalam suatu citra terdapat wajah. Hasil dari deteksi wajah akan menunjukkan lokasi wajah yang ditandai dengan bentuk *rectangle* (kotak) pada area wajah. Terdapat beberapa tantangan saat mendeteksi wajah, seperti *noise* dan *illuminations*. Beberapa masalah lain yang dapat terjadi pada deteksi wajah diantaranya *facial pose, orientation* dan *expression* [1].

Metode *Skin Color Segmentation* mengubah warna citra menjadi YcgCr dan HSV untuk membantu mengatasi masalah deteksi wajah yaitu *illuminations* (pencahayaan) dan *Template Matching* digunakan untuk memilih segmentasi wajah dari segmentasi kulit [2]. *Template* wajah akan diukur pada koordinat yang sama dengan segmentasi wajah yaitu 0.6. Kelebihan dari metode *Template Matching* yaitu mudah diimplementasikan. Sedangkan kelemahan dari metode ini yaitu wajah harus lurus tanpa *occlusion* dan wajah harus memiliki ukuran yang sama dengan *template*.

Metode *Haar Cascade Classifier* merupakan klasifikasi menggunakan nilai intensitas piksel dan perubahan nilai kontras (gelap dan terang) antara grup kotak piksel yang disatukan [3]. Tahap *Adaboost* digunakan untuk deteksi wajah dalam jumlah yang banyak (*training*). Kelebihan dari metode *Haar Cascade Classifier* yaitu mampu mendeteksi beberapa wajah dalam suatu citra dengan akurasi yang tinggi dan cepat. Kelemahan dari metode ini adalah kurang mampu mendeteksi wajah saat citra dalam keadaan gelap.

Penelitian lain yang menggunakan metode *Color Spaces Segmentation* memiliki proses yang cepat. Deteksi warna kulit

dapat mempengaruhi deteksi wajah, seperti mengatasi masalah pencahayaan. Terdapat banyak *color spaces* yang dapat digunakan, seperti RGB, HSV, YCbCr dan LAB. Pada YCbCr [4], nilai Cb dan Cr menunjukkan *range* untuk wajah berbeda. Kelebihan metode *Color Space* dapat mengatasi masalah deteksi wajah, yaitu *illuminations*. Sedangkan kelemahan dari metode ini adalah jika warna latar mirip kulit (warna serupa) akan terjadi *false detection*.

Metode *Haar Cascade Classifier* dikenalkan oleh Viola Jones dengan *paper* mereka berjudul "*Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features*" pada tahun 2001 [5]. Kelebihan dari metode ini yaitu mudah diimplementasikan dan jumlah fitur yang banyak. Namun, kelemahannya adalah seiring banyak fitur yang digunakan, maka waktu komputasi juga akan bertambah atau meningkat. Akurasi yang didapatkan dengan metode *Haar Cascade Classifier* mencapai 95%.

Penelitian ini melanjutkan dari penelitian sebelumnya yang menggunakan metode *Color Based Segmentation* dengan ruang warna YcgCr dan *Template Matching* untuk deteksi wajah [6]. Kelemahan metode *Template Matching* yaitu kurangnya ketahanan terhadap perbedaan variasi posisi dan pencahayaan. Oleh karena itu, penelitian ini akan meningkatkan penelitian sebelumnya dengan menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* untuk mendeteksi satu wajah dan banyak wajah. Selain itu, penelitian ini akan mendeteksi beberapa *pose* kemiringan wajah yang ada pada *dataset.* Untuk menangani masalah *illuminations*, penelitian ini akan menggunakan metode *Color Space Segmentation*.

II. METODOLOGI

A. Citra Digital

Citra merupakan suatu bentuk *optical object* yang dihasilkan oleh intensitas cahaya yang dipantulkan dari objek tersebut dan kemudian ditangkap oleh lensa kamera. Citra digital adalah representasi numerik berupa fungsi 2 dimensi f(x,y) dimana x dan y adalah koordinat ruang yang terbatas dan diskrit, f merupakan nilai intensitas atau derajat keabuan pada titik koordinat x dan y [7].

Citra digital terbentuk dari kumpulan elemen diskrit, yaitu piksel. Piksel adalah sebuah titik di dalam sebuah citra yang memiliki lokasi dan nilai tertentu. Lokasi piksel direpresentasikan dengan *array* 2 dimensi, sedangkan nilai yang dimiliki piksel yaitu nilai derajat keabuan pada lokasi tersebut. Salah satu jenis citra digital yang paling umum digunakan oleh komputer yaitu citra RGB (*Red, Green, Blue*). RGB dihasilkan dari kombinasi 3 warna utama, yaitu merah, hijau dan biru. Setiap masing-masing warna memiliki satu nilai dari 0 sampai 255, sedangkan jika digabungkan maka satu piksel memiliki 3 nilai dari 3 warna yang berbeda.

B. Pengolahan Citra

Pengolahan Citra merupakan istilah umum untuk berbagai teknik yang digunakan dalam memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara. Pengolahan citra digital mengacu pada pemrosesan citra digital menggunakan komputer. Proses pengolahan citra secara umum dibagi menjadi 3 jenis proses terkomputerisasi, yaitu proses tingkat rendah, menengah dan tinggi [7]. Proses tingkat rendah meliputi proses operasi primitif seperti pemrosesan citra untuk mengurangi derau, peningkatan kontras, dan penajaman citra. Proses tingkat menengah meliputi tugas segmentasi yaitu membagi citra menjadi beberapa daerah atau objek dan klasifikasi (pengenalan) objek individual. Sedangkan proses tingkat tinggi meliputi proses yang lebih lanjut dari mengenali objek seperti analisis citra dan penerapan fungsi-fungsi kognitif yang berkaitan dengan penglihatan.

C. Ruang Warna

Ruang warna merupakan suatu sistem spesifikasi berupa koordinat dan suatu sub-ruang dalam sistem dengan setiap warna dinyatakan dengan 1 titik di dalamnya. Dibentuknya ruang warna untuk memfasilitasi spesifikasi warna dalam bentuk suatu standar. Ruang warna yang banyak dikenal diantaranya adalah RGB, CMYK, YCbCr dan HSV [8]. RGB merupakan komponen warna dasar yang terdiri dari merah (R), hijau (G), biru (B). CMYK berguna untuk mengkombinasi warna yang dibutuhkan dalam memproduksi sebuah warna dari latar belakang putih. YCbCr memisahkan citra ke dalam komponen cahaya (*luminance*) dan komponen warna (*chrominance*). Sedangkan HSV berguna untuk mengidentifikasi warna kontras pada citra.

D. Ruang Warna RGB

Ruang warna ini menggunakan 3 komponen dasar yaitu merah (R), hijau (G) dan biru (B). Setiap piksel dibentuk oleh ketiga komponen tersebut. RGB biasa digunakan karena kemudahan dalam perancangan *hardware*, tetapi sebenarnya tidak ideal untuk beberapa aplikasi. Karena warna merah, hijau dan biru memiliki korelasi yang erat dan terpengaruh oleh pencahayaan, sulit juga untuk beberapa algoritme pemrosesan citra [8]. Contohnya kebutuhan memperoleh warna kulit dengan menggunakan RGB menjadi sangat sulit dan akurasinya pun rendah karena warna yang ada pada citra dipengaruhi oleh tingkat pencahayaan.

Jumlah bit yang digunakan untuk merepresentasikan setiap piksel disebut *pixel depth*. Setiap warna direpresentasikan dengan menggunakan 8-*bit* karena rentang nilai berkisar antara 0 sampai 255 dan dengan menggunakan ketiga warna utama RGB berubah menjadi 24-*bit*.

E. Citra *Grayscale*

Citra *grayscale* hanya terdiri dari warna hitam, abu-abu dan tidak berwarna. Citra *grayscale* terdiri dari 8-*bit* untuk setiap piksel dimana nilai piksel 0 merupakan warna hitam dan 255 merupakan warna putih. Citra *grayscale* digunakan untuk mempercepat proses komputasi pada citra yang berasal dari citra RGB [8]. Persamaan pengabuan citra dapat dilihat pada persamaan 2.1.

$$Gray_{(x,y)} = \frac{Red + Green + Blue}{3} \quad (2.1)$$

F. Ruang Warna YCbCr

Ruang warna YCbCr merupakan standar internasional untuk pengkodean digital citra televisi yang didefinisikan pada CCIR *Recommendation* 601 [8]. Ruang warna ini memisahkan citra ke dalam komponen cahaya (*luminance*) dan komponen warna (*chrominance*). Informasi *luminance* dipresentasikan oleh komponen Y, sedangkan *chrominance* dipresentasikan pada komponen Cb dan Cr. Karena komponen warna dan cahayanya terpisah, maka ruang warna ini menjadi pilihan favorit untuk deteksi kulit.

Untuk mendapatkan koordinat dalam ruang warna YCbCr dapat dikonversi dari RGB dengan persamaan (2.2) berikut ini:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.257 & 0.504 & 0.098 \\ -0.148 & -0.291 & 0.439 \\ 0.439 & -0.368 & -0.071 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Threshold yang digunakan pada penelitian ini diambil dari penelitian sebelumnya [9]. Berikut ini persamaan (2.3) menunjukkan batas *threshold* yang digunakan:

$$Y > 80 \qquad 100 < Cb < 150 \qquad 150 < Cr < 200 \quad (2.3)$$

G. Proses Morfologi

Proses morfologi merupakan teknik pengolahan citra berdasarkan bentuk segmen citra yang memiliki tujuan untuk memperbaiki hasil segmentasi. Teknik morfologi ini biasanya diterapkan pada citra biner. Masukan yang digunakan pada proses morfologi yaitu citra asli dan *structuring element (kernel)* yang merupakan sebuah pola pada suatu titik koordinat tertentu. *Kernel* pada proses morfologi akan ditranslasikan ke setiap posisi piksel pada citra asli, kemudian setiap titiknya dibandingkan. Metode yang digunakan pada proses morfologi yaitu Erosi dan Dilasi [10].

Jika *kernel* yang digunakan kecil, maka *noise* yang berkurang akan sedikit. Namun, jika *kernel* yang digunakan besar, maka fitur pada wajah seperti mata, mulut, hidung dan telinga dapat menghilang. Oleh karena itu, *kernel* yang akan dicoba untuk dipakai pada penelitian ini sebesar 3x3 agar tidak terlalu kecil dan besar dengan bentuk *rectangle*.

H. *Connected Component Labeling*

Proses ini merupakan sebuah algoritme pengelompokkan sederhana berupa N4, N-Diagonal dan N8 yang bertujuan untuk mengisolasi, mengukur dan mengidentifikasi potensi daerah objek dalam citra. Metode ini akan menghasilkan sebuah citra dengan label baru yang sudah terkait satu sama lainnya antar sesama komponen. Operasi pelabelan dari daerah objek pada citra akan memberikan nama atau nomor unik ke setiap piksel bernilai 1 yang termasuk dalam daerah tersebut. Algoritme *Connected Component Labeling* dapat bekerja pada citra biner dengan menggunakan metode *4-connectivity* atau *8-connectivity*.

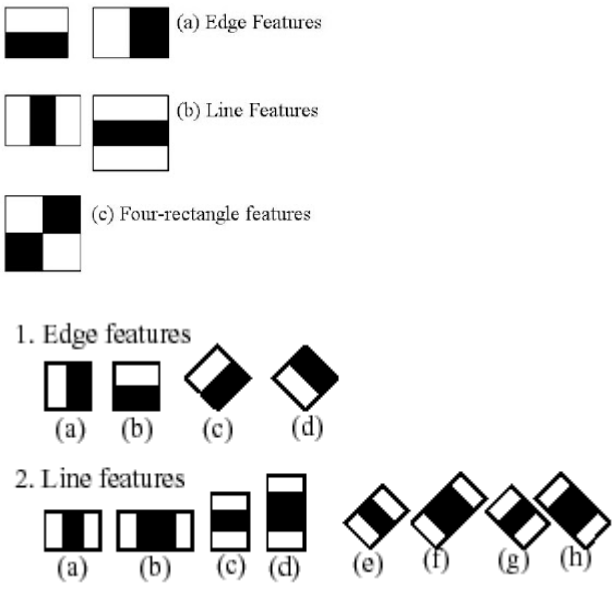
Salah satu metode untuk proses *Connected Component Labeling* adalah *8-Connectivity Sequential Connected Component Labeling*. Hasil dari proses ini berupa matriks label yang berasal dari citra biner. Untuk *8-connectivity* sendiri merupakan jenis algoritme *two-pass* dari *connected component labeling* [11].

I. *Haar Cascade Classifier*

Haar Cascade merupakan sebuah algoritme deteksi objek dari *machine learning* yang bertujuan untuk mengidentifikasi objek dari sebuah gambar atau video, dimana konsep fitur ini diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada *paper* mereka \textit{"Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features"} pada 2001 [13]. Algoritme ini memiliki 4 tahap yaitu :

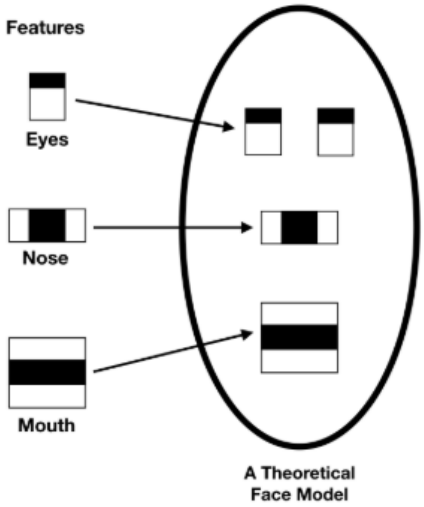
1. *Haar Feature Selection*
2. *Integral Image*
3. *Adaboost Training*
4. *Cascading Classifier*

Pada *Haar Feature Selection*, teknik yang dilakukan yaitu dengan cara mengkotak-kotakkan setiap daerah pada citra mulai dari ujung kiri atas hingga kanan bawah. Proses ini dilakukan untuk mencari apakah ada fitur wajah pada area tersebut. Terdapat beberapa jenis fitur yang bisa digunakan seperti *edge feature*, *line feature* dan *four rectangle feature*. Proses pemilihan fitur ini untuk mencari fitur wajah seperti mata, hidung dan mulut. Berikut ini Gambar 2.1 menunjukkan contoh fitur pada Haar.



Gambar 2.1 Macam-macam fitur Haar [13]

Untuk memilih fitur pada mata, hidung dan mulut dapat dilihat pada Gambar 2.2 berikut ini.



Gambar 2.2 Teoritikal model wajah menggunakan fitur Haar

Integral image digunakan untuk menghitung nilai fitur dengan sekali scan dan memakan waktu yang cepat serta akurat. *Integral image* menghitung nilai-nilai piksel pada daerah tertentu yang berbentuk *rectangular* atau persegi panjang.

Berikut ini persamaan (2.4) untuk perhitungan *integral image* [14].

$$P_{(x,y)} = \sum_{x' \le x,\, y' \le y} i(x', y') \qquad (2.4)$$

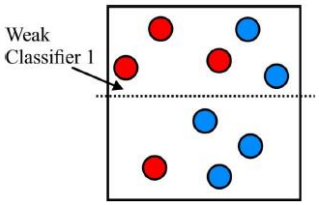
Keterangan :

x , y : penjumlahan nilai piksel

x' , y' : nilai piksel

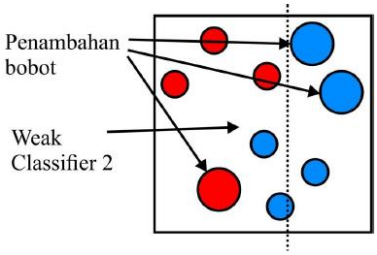
Adaboost atau *Adaptive Boosting* merupakan teknik untuk mengkombinasikan banyak klasifikasi lemah untuk membentuk *classifier* yang lebih baik. Proses dari *adaboost* akan menghasilkan sebuah *classifier* kuat dari *classifier* dasar. Pada *classifier* lemah akan dilakukan perhitungan dan dibandingkan dengan *classifier* lainnya secara acak.

Pada Gambar 2.3 menunjukkan beberapa *classifier* lemah pada sebuah fitur citra. Lingkaran merah menunjukkan sebuah *classifier* lemah sedangkan lingkaran biru menunjukkan *classifier* kuat. Daerah dengan banyak fitur lemah diklasifikasikan sebagai daerah dengan klasifikasi lemah.



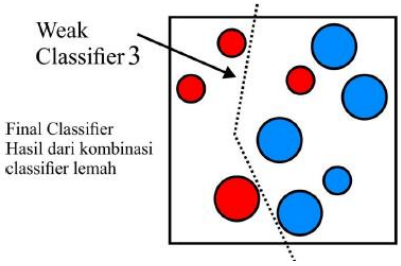
Gambar 2.3 Klasifikasi lemah (*weak classifier*)

Pada Gambar 2.3 didapatkan beberapa fitur dengan klasifikasi lemah, maka bobot dari fitur tersebut akan digabungkan untuk meningkatkan bobot dari fitur tersebut agar bisa menjadi fitur dengan klasifikasi yang kuat. Hasil dari proses penggabungan klasifikasi lemah dengan klasifikasi kuat dapat dilihat pada Gambar 2.4 berikut.



Gambar 2.4 Hasil kombinasi dari klasifikasi lemah

Apabila masih terdapat klasifikasi lemah pada sebuah fitur setelah dilakukan kombinasi dengan klasifikasi yang lemah, maka daerah tersebut tetap dianggap klasifikasi lemah yang berarti tidak terdapat fitur wajah pada daerah tersebut. Hasil akhir penggabungan klasifikasi pada algoritme *adaboost* dapat dilihat pada gambar 2.5 berikut ini.



Gambar 2.5 Hasil kombinasi akhir dari klasifikasi lemah

Berikut ini persamaan (2.5) untuk inisialisasi bobot *Adaboost*.

$$w_{1,yi} = \frac{1}{2m} \quad dan \quad \frac{1}{2L}$$

Keterangan :

m : jumlah citra negatif dengan yi = 0 untuk citra negatif

L : jumlah citra positif dengan yi = 1 untuk citra positif

Untuk mendapatkan nilai *error rate* pada setiap klasifikasi lemah, maka setiap fitur dilakukan proses perhitungan seperti persamaan (2.6) berikut. Dimana variabel t merupakan citra positif, jika citra negatif ubah variabel t menjadi variabel j.

$$\varepsilon_t = \sum_{T}^{t} W_t, i \mid h_t(x) - y_i \mid \quad (2.6)$$

Keterangan :

t : iterasi (1,2,3,..T) untuk citra positif

$h_t(x)$: nilai fitur citra positif

y_i : citra positif

Pilih kandidat klasifikasi lemah dengan kesalahan yang paling sedikit, tetapkan sebagai klasifikasi lemah. Klasifikasi semua data *training* menggunakan classifier lemah yang telah didapatkan dan lakukan pemberian bobot ulang (*update* bobot) seperti persamaan (2.7) terhadap data tersebut. Perbesar bobot semua data yang mengalami kesalahan klasifikasi, dan kurangi bobot (kembalikan ke bobot awal) semua data yang telah diklasifikasi dengan benar. Hal ini ditujukan agar setiap kesalahan klasifikasi yang terjadi dapat terlihat dan diatasi oleh klasifikasi lemah yang terpilih pada tahapan selanjutnya.

$$w_{t+1,i} = w_t \, , \beta_t^{1-e_i} \quad , dimana \quad \beta_t = \frac{E_t}{1 - E_t} \quad (2.7)$$

Keterangan :

β_t : nilai bobot setelah *error rate* pada citra positif

w_t : bobot citra positif

e_i : 0 jika x_i diklasifikasikan dengan benar dan $e_i = 1$ sebaliknya

Klasifikasi akhir yang didapatkan merupakan gabungan dari semua klasifikasi lemah yang didapatkan dari setiap tahapan *boosting*. Klasifikasi kuat dapat ditentukan pada persamaan (2.8) berikut ini.

$$h_{(x)} = \{_0^1 \; \sum \frac{T}{t=1} \alpha_t \, h_t(x) \quad \geq \quad \frac{1}{2} \frac{T}{t=1} \alpha_t \quad (2.8)$$

Keterangan :

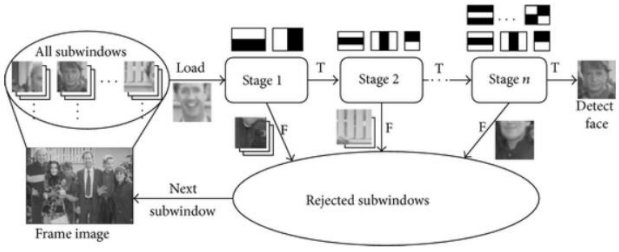
t : iterasi (1,2,3,...T) untuk citra positif

$h_t(x)$: nilai fitur citra positif

α_t : $\log \frac{1}{\beta_t}$

H(x) : *strong classifier* menyatakan objek atau bukan

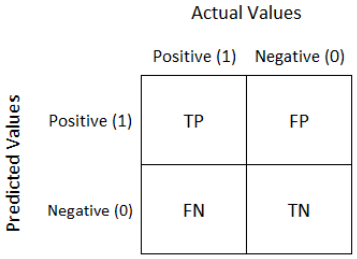
Cascade Classifier merupakan suatu metode klasifikasi bertingkat, dimana masukan dari setiap tingkatan merupakan luaran dari tingkatan sebelumnya. Pada klasifikasi tingkat pertama, yang menjadi masukan adalah seluruh citra *sub-window*. Semua citra *sub-window* yang berhasil melewati klasifikasi pertama akan dilanjutkan klasifikasi kedua dan seterusnya. Jika suatu *sub-window* berhasil melewati semua tingkat klasifikasi, maka *sub-window* tersebut dinyatakan sebagai wajah. Hal ini akan mempercepat proses klasifikasi karena jumlah masukan yang diterima di setiap klasifikasi akan semakin berkurang. Setiap tahap klasifikasi akan mengurangi *false positive* pada objek yang dideteksi. Berikut ini contoh proses *cascade classifier* pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Proses *Cascade Classifier* [15]

J. *Confusion Matrix*

Confusion Matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pada dasarnya *confusion matrix* berisikan informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya [16].



Gambar 2.7 *Confusion Matrix* [17]

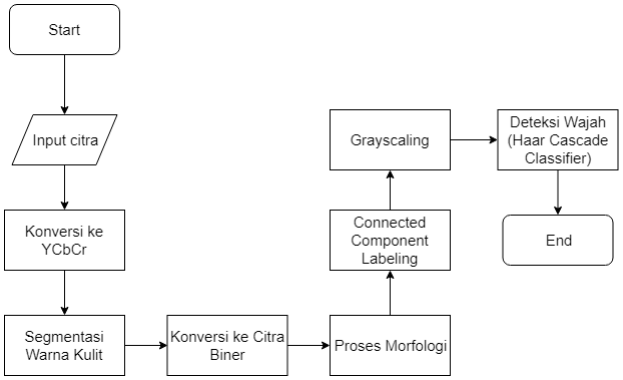
Keterangan:

- TP (*True Positive*) adalah kondisi dimana prediksi benar dan hasilnya benar.
- TN (*True Negative*) adalah kondisi dimana prediksi salah dan hasilnya benar.
- FP (*False Positive*) adalah kondisi dimana prediksi benar dan hasilnya salah.
- FN (*False Negative*) adalah kondisi dimana prediksi salah dan hasilnya salah.

K. Perancangan Sistem

1) Analisis Urutan Proses Global (Flowchart)

Berikut ini adalah uraian dari *flowchart* pada gambar 2.8 yang dilakukan dalam penelitian ini:



Gambar 2.8 Flowchart sistem deteksi wajah

Proses dimulai dari masukan citra yang akan dideteksi wajahnya. Kemudian masukan citra akan dikonversi ke *color space* YCbCr. Setelah dikonversi warnanya, akan dilakukan proses segmentasi warna kulit untuk memisahkan daerah kulit dan bukan kulit. *Threshold* yang digunakan akan disesuaikan berdasarkan persamaan (2.3).

Selanjutnya, akan dilakukan proses binerisasi citra yang akan mengubah daerah yang bukan kulit menjadi warna hitam dan daerah yang merupakan kulit akan diubah menjadi warna putih. Untuk mengurangi *noise*, akan dilakukan proses morfologi. Setelah *noise* berhasil dikurangi, akan dilanjutkan proses *Connected Component Labeling* dengan pemberian label terhadap objek yang saling berhubungan lalu dipisahkan menjadi objek-objek yang lebih kecil.

Setelah diberikan label pada objek yang saling berhubungan, citra akan diubah ke semula. Citra akan dipotong berdasarkan koordinat yang sudah didapatkan dari proses sebelumnya. Citra hasil potongan tersebut akan diubah ke citra *grayscale*. Kemudian dilakukan proses deteksi wajah menggunakan *Haar Cascade Classifier*. Hasil luaran yang akan didapatkan yaitu wajah yang telah terdeteksi.

2) Bao Face Dataset

Bao Face Dataset merupakan *dataset* yang terdiri dari 149 citra dengan 1 wajah dan 321 citra lainnya dengan beberapa wajah. *Dataset* ini memiliki citra dengan kondisi pencahayaan dan posisi wajah yang beragam. Citra pada *dataset* ini memiliki *format JPG* dan *JPEG*. Citra pada *dataset* ini berupa ruang warna RGB.

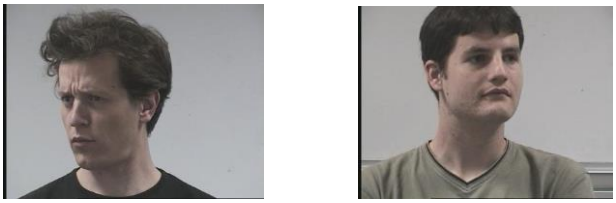
Berikut Gambar 2.9 adalah contoh citra pada Bao Face Dataset.

Gambar 2.9 Contoh citra *Bao Face Dataset* dengan 1 wajah (kiri) dan banyak wajah (kanan) [18]

3) Head Pose Image Dataset

Head Pose Image Dataset berisikan citra sebanyak 2790 *monocular face* (1 wajah) dari 15 orang dengan kemiringan wajah dari -90 hingga +90 derajat. Pada citra wajah di *dataset* ini terdapat orang yang memakai kacamata dan berbagai warna kulit. Ukuran *dataset* ini sebesar 30 MB. Citra pada *dataset* ini berupa ruang warna RGB. Semua citra memiliki *format JPEG*.

Berikut Gambar 2.10 adalah contoh citra *Head Pose Image Dataset.*



Gambar 2.10 Contoh citra dari Head Pose Image Dataset dengan wajah menghadap kanan 30 derajat (kiri) dan menghadap kiri 30 derajat (kanan) [19]

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Uji *threshold* warna kulit

Tabel 3.1 Pengujian *threshold* warna kulit

No	Threshold	Hasil Segmentasi Warna Kulit		
1	Y > 80 100 < Cb < 150 150 < Cr < 200			
2	Y > 80 100 < Cb < 125 136 < Cr < 175			
3	Y > 80 85 < Cb < 135 125 < Cr < 200			

Dari Tabel 3.1 , percobaan *threshold* dilakukan sebanyak 3 kali. *Threshold* nomor 1 merupakan *threshold* yang diambil dari jurnal. Sedangkan untuk *threshold* nomor 2 dan 3 merupakan *threshold* yang diuji coba mandiri. Hasil segmentasi warna kulit yang terlihat cukup baik didapat pada *threshold* nomor 2 karena dapat memisahkan warna kulit lebih baik dibandingkan percobaan yang lain.

B. Pengujian Variasi Jumlah Wajah Menggunakan Metode Gabungan (*Color Space Segmentation* dan *Haar Cascade Classifier*)

Tabel 3.2 Uji variasi wajah dengan metode gabungan

No	Jumlah Wajah	Total Deteksi	Total Objek	True Positif	True Negatif	False Positif	False Negatif
1	1	1	2	1	1	0	0
2	1	1	5	1	4	0	0
3	1	1	12	1	11	0	0
4	1	1	2	1	1	0	0
5	1	1	3	1	2	0	0
6	2	2	84	2	82	0	0
7	2	2	130	2	128	0	0
8	2	2	169	2	167	0	0
9	2	1	66	1	65	0	1
10	2	2	181	2	179	0	0
11	3	3	59	3	56	0	0
12	3	3	242	3	239	0	0
13	3	3	300	3	297	0	0
14	3	3	141	3	138	0	0
15	3	3	159	3	156	0	0
16	4	4	137	4	133	0	0
17	4	4	155	4	151	0	0
18	4	3	139	3	136	0	1
19	4	4	217	4	213	0	0
20	4	3	178	3	175	0	1
21	5	5	89	5	84	0	0
22	5	5	155	5	150	0	0
23	5	5	49	4	44	1	1
24	5	4	454	3	450	1	1
25	5	4	159	4	155	0	1
26	4	3	593	3	590	0	1
27	4	3	602	3	599	0	1
28	3	2	238	2	236	0	1
29	5	5	308	5	303	0	0
30	5	3	248	3	245	0	2
Total	**96**	**86**	**5276**	**84**	**5190**	**2**	**11**

Tabel 3.3 Uji *confusion matrix* jumlah variasi wajah dengan metode gabungan

No	Jumlah Wajah	Recall	Precision	Accuracy	F-Measure
1	1	100	100	100	100
2	1	100	100	100	100
3	1	100	100	100	100
4	1	100	100	100	100
5	1	100	100	100	100
6	2	100	100	100	100
7	2	100	100	100	100
8	2	100	100	100	100
9	2	50	100	98.50746269	66.66666667
10	2	100	100	100	100
11	3	100	100	100	100
12	3	100	100	100	100
13	3	100	100	100	100
14	3	100	100	100	100
15	3	100	100	100	100
16	4	100	100	100	100
17	4	100	100	100	100
18	4	75	100	99.28571429	85.71428571
19	4	100	100	100	100
20	4	75	100	99.44134078	85.71428571
21	5	100	100	100	100
22	5	100	100	100	100
23	5	80	80	96	80
24	5	75	75	99.56043956	75
25	5	80	100	99.375	88.88888889
26	4	75	100	99.83164983	85.71428571
27	4	75	100	99.83416252	85.71428571
28	3	66.66666667	100	99.58158996	80
29	5	100	100	100	100
30	5	60	100	99.2	75
Total	**96**	**90.38889**	**98.5**	**99.68725**	**93.6137566**

C. Pengujian Variasi Jumlah Wajah Hanya Menggunakan Metode *Haar Cascade Classifier*

Tabel 3.4 Uji variasi wajah dengan metode *Haar Cascade Classifier*

No	Jumlah Wajah	Total Deteksi	TRUE Positif	TRUE Negatif	FALSE Positif	FALSE Negatif
1	1	1	1	0	0	0
2	1	1	1	0	0	0
3	1	1	1	0	0	0
4	1	1	1	0	0	0
5	1	1	1	0	0	0
6	2	2	2	0	0	0
7	2	2	2	0	0	0
8	2	2	2	0	0	0
9	2	1	1	0	0	1
10	2	2	2	0	0	0
11	3	3	3	0	0	0
12	3	3	3	0	0	0
13	3	3	3	0	0	0
14	3	4	3	0	1	0
15	3	3	3	0	0	0
16	4	4	4	0	0	0
17	4	4	4	0	0	0
18	4	3	3	0	0	1
19	4	3	3	0	0	1
20	4	5	4	0	1	0
21	5	5	5	0	0	0
22	5	5	5	0	0	0

23	5	4	4	0	0	1
24	5	3	3	0	0	2
25	5	4	4	0	0	1
26	4	3	3	0	0	1
27	4	3	3	0	0	1
28	3	2	2	0	0	1
29	5	6	5	0	1	0
30	5	3	3	0	0	2
Total	**96**	**87**	**84**	**0**	**3**	**12**

Tabel 3.5 Uji *confusion matrix* jumlah variasi wajah dengan metode Haar Cascade Classifier saja

No	Jumlah Wajah	Recall	Precision	Accuracy	F-Measure
1	1	100	100	100	100
2	1	100	100	100	100
3	1	100	100	100	100
4	1	100	100	100	100
5	1	100	100	100	100
6	2	100	100	100	100
7	2	100	100	100	100
8	2	100	100	100	100
9	2	50	100	50	66.66667
10	2	100	100	100	100
11	3	100	100	100	100
12	3	100	100	100	100
13	3	100	100	100	100
14	3	100	75	75	85.71429
15	3	100	100	100	100
16	4	100	100	100	100
17	4	100	100	100	100
18	4	75	100	75	85.71429
19	4	75	100	75	85.71429
20	4	100	80	80	88.88889
21	5	100	100	100	100
22	5	100	100	100	100
23	5	80	100	80	88.88889
24	5	60	100	60	75
25	5	80	100	80	88.88889
26	4	75	100	75	85.71429
27	4	75	100	75	85.71429
28	3	66.66667	100	66.66667	80
29	5	100	83.33333	83.33333	90.90909
30	5	60	100	60	75
Total	**96**	**89.88889**	**97.94444**	**87.83333**	**92.76046**

Pengujian jumlah variasi wajah ini menggunakan komposisi masing-masing 5 citra yang dibedakan menjadi citra dengan 1 wajah, 2 wajah, 3 wajah, 4 wajah, 5 wajah dan 5 wajah selain dari *dataset*. Hasil pengujian dengan menggunakan *confusion matrix* mendapatkan nilai sebagai berikut :

[A.] Metode Gabungan (*Color Space Segmentation* dan *Haar Cascade Classifier*)
1. Nilai *Recall* = 90.38889%
2. Nilai Precision = 98.5%
3. Nilai *Accuracy* = 99.68725%
4. Nilai *F-Measure* = 93.6137566%

[B.] Metode *Haar Cascade Classifier* saja
1. Nilai *Recall* = 89.88889%
2. Nilai *Precision* = 97.94444%
3. Nilai *Accuracy* = 87.83333%
4. Nilai *F-Measure* = 92.76046%

D. Pengujian Posisi Wajah *Multi-Pose* Menggunakan Metode Gabungan (*Color Space Segmentation* dan *Haar Cascade Classifier*)

Tabel 3.6 Uji posisi wajah *multi-pose* dengan metode gabungan

No	Jumlah Wajah	Posisi Wajah	Total Deteksi	Total Objek	TRUE Positif	TRUE Negatif	FALSE Positif	FALSE Negatif
1	1	lurus	1	3	1	2	0	0
2	1	kiri 30	1	2	1	1	0	0
3	1	kiri 60	0	1	0	1	0	1
4	1	kanan 30	1	2	1	1	0	0
5	1	kanan 60	1	2	1	1	0	0
6	1	atas 30	0	1	0	1	0	1
7	1	atas 60	1	5	1	4	0	0
8	1	bawah 30	1	31	1	30	0	0
9	1	bawah 60	1	34	1	33	0	0
10	1	atas 30, kiri 30	1	4	1	3	0	0
11	1	atas 30, kiri 60	0	7	0	7	0	1
12	1	atas 60, kiri 30	0	3	0	3	0	1
13	1	atas 60, kiri 60	0	2	0	2	0	1
14	1	atas 30, kanan 30	1	7	1	6	0	0
15	1	atas 30, kanan 60	0	14	0	14	0	1
16	1	atas 60, kanan 30	0	9	0	9	0	1
17	1	atas 60, kanan 60	0	8	0	8	0	1
18	1	bawah 30, kiri 30	1	32	1	31	0	0
19	1	bawah 30, kiri 60	1	39	1	38	0	0
20	1	bawah 60, kiri 30	1	29	1	28	0	0
21	1	bawah 60, kiri 60	0	40	0	40	0	1
22	1	bawah 30, kanan 30	1	27	1	26	0	0
23	1	bawah 30, kanan 60	1	44	1	43	0	0
24	1	bawah 60, kanan 30	1	30	1	29	0	0
25	1	bawah 60, kanan 60	1	27	1	26	0	0
26	4		0	1374	0	1374	0	4
27	7		1	246	1	245	0	6
28	4		3	115	3	112	0	1
29	4		3	624	3	621	0	1
30	5		3	604	3	601	0	2
Total	**49**		**26**	**3366**	**26**	**3340**	**0**	**23**

E. Pengujian Posisi Wajah *Multi-Pose* Hanya Menggunakan Metode *Haar Cascade Classifier*

Tabel 3.7 Uji *confusion matrix* posisi wajah *multi-pose* dengan metode gabungan

No	Jumlah Wajah	Recall	Precision	Accuracy	F-Measure
1	1	100	100	100	100
2	1	100	100	100	100
3	1	–	–	–	–
4	1	100	100	100	100
5	1	100	0	100	0
6	1	–	–	–	–
7	1	100	0	100	0
8	1	100	100	100	100
9	1	100	100	100	100
10	1	100	0	100	0
11	1	–	–	–	–
12	1	–	–	–	–
13	1	–	–	–	–
14	1	100	0	100	0
15	1	–	–	–	–
16	1	–	–	–	–
17	1	–	–	–	–
18	1	100	100	100	100
19	1	100	100	100	100
20	1	100	100	100	100
21	1	–	–	–	–
22	1	100	100	100	100
23	1	100	100	100	100
24	1	100	100	100	100
25	1	100	100	100	100
26	4	–	–	–	–
27	7	14.28571	100	97.61904	25
28	4	75	100	99.13793	85.71428
29	4	75	100	99.84	85.71428
30	5	60	100	99.66996	75
Total	**49**	**91.21428**	**80**	**99.81334**	**85.23988**

Tabel 3.8 Uji posisi wajah *multi-pose* dengan metode *Haar Cascade Classifier* saja

No	Jumlah Wajah	Posisi Wajah	Total Deteksi	TRUE Positif	TRUE Negatif	FALSE Positif	FALSE Negatif
1	1	lurus	1	1	0	0	0
2	1	kiri 30	1	1	0	0	0
3	1	kiri 60	0	0	0	0	1
4	1	kanan 30	1	1	0	0	0
5	1	kanan 60	0	0	0	0	1
6	1	atas 30	0	0	0	0	1
7	1	atas 60	0	0	0	0	1
8	1	bawah 30	1	1	0	0	0
9	1	bawah 60	1	1	0	0	0
10	1	atas 30, kiri 30	1	1	0	0	0
11	1	atas 30, kiri 60	1	1	0	0	0
12	1	atas 60, kiri 30	1	1	0	0	0
13	1	atas 60, kiri 60	0	0	0	0	1
14	1	atas 30, kanan 30	1	1	0	0	0
15	1	atas 30, kanan 60	0	0	0	0	1
16	1	atas 60, kanan 30	0	0	0	0	1
17	1	atas 60, kanan 60	0	0	0	0	1
18	1	bawah 30, kiri 30	1	1	0	0	0
19	1	bawah 30, kiri 60	1	1	0	0	0
20	1	bawah 60, kiri 30	1	1	0	0	0
21	1	bawah 60, kiri 60	0	0	0	0	1
22	1	bawah 30, kanan 30	0	0	0	0	1
23	1	bawah 30, kanan 60	0	0	0	0	1
24	1	bawah 60, kanan 30	1	1	0	0	0
25	1	bawah 60, kanan 60	0	0	0	0	1
26	4		0	0	0	0	4
27	7		1	1	0	0	6
28	4		3	3	0	0	1
29	4		2	2	0	0	2
30	5		3	3	0	0	2
Total	**49**		**22**	**22**	**0**	**0**	**27**

Tabel 3.9 Uji *confusion matrix* posisi wajah *multi-pose* dengan metode *Haar Cascade Classifier* saja

No	Jumlah Wajah	Recall	Precision	Accuracy	F-Measure
1	1	100	100	100	100
2	1	100	100	100	100
3	1	–	–	–	–
4	1	100	100	100	100
5	1	–	–	–	–
6	1	–	–	–	–
7	1	–	–	–	–
8	1	100	100	100	100
9	1	100	100	100	100
10	1	100	100	100	100
11	1	100	100	100	100
12	1	100	100	100	100
13	1	–	–	–	–
14	1	100	100	100	100
15	1	–	–	–	–
16	1	–	–	–	–
17	1	–	–	–	–
18	1	100	100	100	100
19	1	100	100	100	100
20	1	100	100	100	100
21	1	–	–	–	–
22	1	–	–	–	–
23	1	–	–	–	–
24	1	100	100	100	100
25	1	–	–	–	–

26	4	–	–	–	–
27	7	14.28571	100	14.28571	25
28	4	75	100	75	85.71428
29	4	50	100	50	66.66667
30	5	60	100	60	75
Total	**49**	**88.19328**	**100**	**88.19327**	**91.31652**

Pengujian posisi wajah *multi pose* ini menggunakan 30 citra yang terdiri dari 25 citra dari *dataset* dan 5 citra diluar *dataset*. Hasil pengujian menggunakan *confusion matrix* sebagai berikut:

[A.] Metode Gabungan (*Color Space Segmentation* dan *Haar Cascade Classifier*)

1. Nilai *Recall* = 91.21428%
2. Nilai *Precision* = 80%
3. Nilai *Accuracy* = 99.81334%
4. Nilai *F-Measure* = 85.23988%

[B.] Metode *Haar Cascade Classifier* saja

1. Nilai *Recall* = 88.19328%
2. Nilai *Precision* = 100%
3. Nilai *Accuracy* = 88.19327%
4. Nilai *F-Measure* = 91.31652%

F. Perbandingan Hasil Pengujian Metode

Tabel 3.10 Perbandingan hasil deteksi pengujian variasi jumlah wajah

No	Citra Asli	Haar Cascade Classifier	Color Space Segmentation dan Haar Cascade Classifier
1			
2			
3			
4			
5			
6			

Tabel 3.11 Perbandingan semua hasil pengujian variasi jumlah wajah

Metode yang digunakan	Jumlah Wajah	Total Deteksi	False Positif	False Negatif
Haar Cascade Classifier	96	87	3	12
Color Space Segmentation dan Haar Cascade Classifier	96	86	2	11

Tabel 3.12 Perbandingan hasil deteksi pengujian *multi-pose* wajah

No	Citra Asli	Haar Cascade Classifier	Color Space Segmentation dan Haar Cascade Classifier
1			
2			
3			
4			
5			

Tabel 3.13 Perbandingan semua hasil pengujian *multi-pose* wajah

Metode yang digunakan	Jumlah Wajah	Total Deteksi	False Positif	False Negatif
Haar Cascade Classifier	49	22	0	27
Color Space Segmentation dan Haar Cascade Classifier	49	26	0	23

Tabel 3.14 Perbandingan semua hasil uji *confusion matrix* untuk deteksi variasi jumlah wajah

Metode yang digunakan	Jumlah Wajah	Recall	Precision	Accuracy	F-Measure
Haar Cascade Classifier	96	89.88%	97.94%	87.83%	92.76%
Color Space Segmentation dan Haar Cascade Classifier	96	90.38%	98.5%	99.68%	93.61%

Tabel 3.15 Perbandingan semua hasil uji *confusion matrix* untuk deteksi wajah *multi-pose*

Metode yang digunakan	Jumlah Wajah	Recall	Precision	Accuracy	F-Measure
Haar Cascade Classifier	49	88.19	100	88.19	91.31
Color Space Segmentation dan Haar Cascade Classifier	49	91.21	80	99.81	85.23

IV. KESIMPULAN

1. Nilai akurasi hanya dengan metode *Haar Cascade Classifier* saja untuk deteksi variasi jumlah wajah sebesar 87.83% dan deteksi wajah *multi-pose* sebesar 88.19%.
2. Nilai akurasi yang dihasilkan oleh metode gabungan (*Color Space Segmentation* dan *Haar Cascade Classifier)* dinilai lebih baik yaitu sebesar 99.68% untuk pengujian variasi jumlah wajah dan 99.81% untuk pengujian *multi-pose* wajah.
3. Nilai *F-Measure* yang diperoleh oleh metode *Haar Cascade Classifier* sendiri yaitu 92.76% untuk pengujian variasi jumlah wajah dan 91.31% untuk pengujian *multi-pose* wajah.
4. Nilai *F-Measure* yang diperoleh oleh metode gabungan (*Color Space Segmentation* dan *Haar Cascade Classifier)* yaitu 93.61% untuk pengujian variasi jumlah wajah dan 85.23% untuk pengujian *multi-pose* wajah.
5. Penurunan nilai *F-Measure* pada masing-masing pengujian metode baik *Haar Cascade Classifier* sendiri maupun metode gabungan (*Color Space Segmentation* dan *Haar Cascade Classifier)* terjadi karena beberapa hasil pengujian citra mengandung *multi-pose* wajah tidak terdeteksi saat wajah menghadap posisi tertentu.
6. Hasil nilai *accuracy* dan *F-Measure* dapat dikatakan cukup baik saat citra menggunakan *threshold* warna kulit dalam ruang warna YCbCr (Y>80, 100<Cb<125, 136<Cr<175).
7. Penggunaan metode *Color Space Segmentation* dapat membantu metode *Haar Cascade Classifier* untuk menghindari *False Positive.*

DAFTAR REFERENSI

[1] Hiyam Hatem, Zou Beiji and Raed Majeed, "A Survey of Feature Base Methods for Human Face Detection," in *International Journal of Control and Automation: Vol.8, No.6, 2016, pp. 61-78.*

[2] Kamarul Hawari Bin Ghazali, Jie Ma and Rui Xiao, "An Innovative Face Detection based on Skin Color Segmentation," in *International Journal of Computer Applications: Vol.34, No.2, 2011.*

[3] Edy Winarno, Wiwien Hadikurniawati, Ahmad Ainun Nirwanto and Dahlan Abdullah, "Multi-View Faces Detection Using Viola-Jones Method," in *IOP Journal of Physics: Conf. Series 1114, 2018.*

[4] Dr. C. P. Sumathi and M. Mahadevi, "Comparatie Analysis of Skin Color Model for Face Detection," in *International Symposium on Biometrics and Security Technologies*, 2014.

[5] P. Viola and M. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," *in Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001.

[6] M. Irvan Nurodis Idris, "Penerapan Color Based Segmentation dan Template Matching untuk Deteksi Wajah", 2018.

[7] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd ed. New Jersey: Upper Saddle River Prentice Hall, 2012.

[8] Abdul Kadir and Adhi Susanto, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*, 2013.

[9] Khamar Basha Saik et al., "Comparative Study of Skin Color Detection and Segmentation in HSV and YCbCr Color Space", 3rd *International Conference on Recent Trends in Computing* (ICRTC), 2015.

[10] Nick, Efford, *Digital Image Processing*: *A Practical Introduction Using JavaTM. Pearson Education*, 2000.

[11] Utkarsh Sinha, *Connected Component Labeling*, 2010. [Online]. Available: http://aishack.in/tutorials/connected-component-labelling. [Accessed: 11 September 2019].

[12] Jans Hendry, *Region Clustering dengan Menggunakan Connected Component Labeling Pada Citra Digital*, 2009. [Online]. Available: https://www.scribd.com/document/56440168/Region-Clustering-Dengan-Mengunakan-Connected-Component-Labeling-Pada-Citra-Digital. [Accessed: 11 September 2019].

[13] John Adams, *Deep Learning Haar Cascade Explained*. [Online]. Available: http://www.willberger.org/cascade-haar-explained. [Diakses: 12 September 2019].

[14] Nelson Campos, *Integral Image in Hardware*, 2017. [Online]. Available: https://sistenix.com/integral.html. [Accessed: 12 September 2019].

[15] Parul Pandey, *Face Detection with Python using OpenCV*, 2018. [Online]. Available: https://www.datacamp.com/community/tutorials/face-detection-python-opencv. [Diakses: 13 September 2019].

[16] E. Prasetyo, Data mining: *Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*, 1st ed. Yogyakarta: Andi Offset, 2012.

[17] Sarang Narkhede, *Understanding Confusion Matrix*, 2018. [Online]. Available: https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62. [Accessed: 8 Februari 2020].

[18] Dr. Robert Frischholz, *Bao Face Dataset*, 2018. [Online]. Available: https://facedetection.com/wp-content/uploads/BaoDataBase.zip. [Accessed: 23 April 2019].

[19] N. Gourier, D. Hall, J.L. Crowley, *Head Pose Image Dataset*, 2004. [Online]. Available: http://www-prima.inrialpes.fr/perso/Gourier/Faces/HPDatabase.html. [Accessed: 23 April 2019].