

# Deteksi Mata dan Alis Menggunakan AdaBoost Classifier dan Haar Cascade

Citra Nurina Prabiantissa<sup>1</sup>, Muchamad Kurniawan<sup>2\*</sup>, Achmad Fadlan Bhahreisy<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

<sup>1</sup>citranurina@itats.ac.id, <sup>2</sup>muchamad.kurniawan@itats.ac.id\*, <sup>3</sup>fadlan.bhahreisy@gmail.com

## Abstract

Since COVID-19 pandemic, using a mask is a daily necessity. Massive use of masks poses challenges to face recognition, surveillance cameras, age estimation, eye gaze tracking systems, and driver fatigue monitoring systems based on face detection. From these problems, a study is needed to be able to detect the eyes and eyebrows on faces that use masks. This study aims to implement eye and eyebrow detection using the Haar Cascade method. This research went through several processes, including pre-processing, integral image, training and testing using the Haar Cascade method. The results of the study show that the Haar Cascade method is successful in detecting eyes and eyebrows objects quite well with an accuracy rate of 95% on masked faces, 90% on bespectacled faces, 87% on bespectacled faces and tilted, 87% on bespectacled faces, tilted and closed eyes.

*Keywords: Haar Cascade, Eye and Eyebrow Detection, Feature Based Method, AdaBoost Classifier, Integral Image.*

## Abstrak

Pada saat pandemi COVID-19 menggunakan masker merupakan kebutuhan sehari – hari. Penggunaan masker secara masif menimbulkan tantangan pada pengenalan wajah, kamera pengawas, estimasi usia, sistem pelacakan tatapan mata, dan sistem monitoring kelelahan driver yang berbasis deteksi wajah. Dari permasalahan tersebut maka dibutuhkan sebuah penelitian untuk dapat mendeteksi mata dan alis pada wajah yang menggunakan masker. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan deteksi mata dan alis menggunakan metode Haar Cascade. Beberapa proses Haar Cascade yang dilakukan diantaranya *Preprocessing*, *Integral Image*, *Adaboost*, dan *Cascade*. Hasil penelitian menunjukkan metode Haar Cascade berhasil dalam mendeteksi objek mata dan alis dengan cukup baik dengan tingkat akurasi 95% pada data wajah bermasker, 90% pada wajah berkacamata, 87% pada wajah berkacamata dan miring, 87% pada wajah berkacamata, miring dan mata tertutup

Kata kunci: Haar Cascade, Deteksi Mata dan Alis, *Feature Based Method*, *AdaBoost Classifier*, *Integral Image*.

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International.

## 1. Pendahuluan

Pada saat pandemi COVID-19, masyarakat di Indonesia dianjurkan untuk memakai masker untuk memutus penyebaran virus. Penggunaan masker secara masif menimbulkan tantangan pada pengenalan wajah, kamera pengawas, estimasi usia, sistem pelacakan tatapan mata, dan sistem monitoring kelelahan driver yang berbasis deteksi wajah [1], [2]. Kondisi pencahayaan dan kehadiran komponen struktural seperti kacamata juga merupakan suatu tantangan.

Dari permasalahan yang telah disebutkan diatas mengatasi masalah tersebut, beberapa teknik telah dikembangkan dan dapat dibagi menjadi empat kategori yaitu *Template-matching method*, *Feature-Based-Method*, *Appearance-Based Method*, dan *Hybrid Method*. Pada *template-matching method*, sebuah template dibangun dan dibandingkan dengan area gambar yang berbeda untuk mempertimbangkan letak berdasarkan kesamaan *pixel*. Metode ini merupakan terapan dari bagaimana otak kita mengenali gambar pola dan bentuk untuk mengidentifikasi dan mencocokkan citra [3]. *Feature-Based Method* mengeksplorasi karakteristik mata seperti bentuk,

intensitas atau *gradient information*. Meskipun metode ini umumnya efektif, metode ini kurang presisi pada gambar dengan pencahayaan rendah [4]. Pada *Appearance-Based Method*, mata dideteksi berdasarkan tampilan photometric. Metode ini memperlakukan pendeteksian analisa statistic dan machine learning untuk menemukan karakteristik relevan semacam klasifikasi (mata/bukan mata) [5]. Klasifikasi dijalankan dengan menggunakan *dataset* learning dan menggunakan algoritma learning seperti neural network, Algoritma Adaptive Bosster (AdaBoost) dan Support Vector Machine (SVM). Algoritma ini membutuhkan training data yang besar untuk menghitung semua kemungkinan terdeteksi adanya mata. *Hybrid Method* mengkombinasikan beberapa metode untuk mengambil manfaat dan menghindari kekurangan [6].

Haar Like Feature merupakan penerapan dari *Feature Based Method* yang digunakan untuk mengekstrak fitur pada wajah [7]. Algoritma Haar Cascade Classifier memiliki keunggulan komputasi yang cepat karena hanya bergantung pada pada jumlah piksel dalam persegi dari citra [8].

Penelitian tentang perbandingan HCC dengan Histogram of Oriented Gradients (HOG) dengan Localy Binary Pattern (LBP) menghasilkan kesimpulan bahwa HCC dapat diimplementasikan pada deteksi wajah pada media video dengan akurasi 78% dengan kompleksitas waktu paling cepat dibandingkan metode pembandingan [9]. Penelitian perbandingan HCC dengan HOG yang lainnya juga membuktikan bahwa HCC mempunyai keunggulan pada kecepatan deteksi dengan skala masukkan citra yang beragam[10]. HCC telah dibandingkan performa deteksi wajah dengan dibandingkan dengan metode Deep Learning, dari parameter akurasi DL lebih baik tetapi dari parameter kompleksitas HCC lebih cepat pada deteksi[11]. Pada tahun 2021, HCC mempunyai keunggulan akurasi deteksi dibandingkan dengan LBP [12]. Pengalanan objek dengan deteksi tepi dan ekstraksi fitur memiliki akurasi sebesar 92,5% yang membuat Haar Like Feature banyak digunakan untuk mendeteksi objek [13].

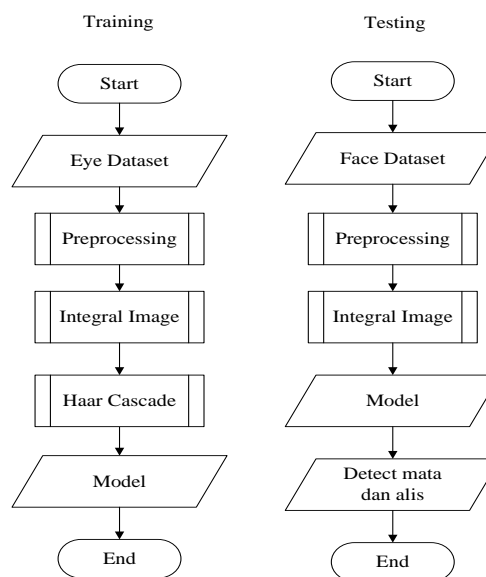
Implementasi HCC untuk deteksi wajah telah banyak diimplementasikan dan telah menjadi metode standar [13-15]. Implementasi untuk *selfie* wajah pada tahun 2019 menggunakan HCC sebagai filter deteksi[17]. Perhitungan kehadiran absensi mengimplementasikan HCC dan HOG sebagai metode deteksi telah dilaporkan tahun 2020 [18]. Beberapa penelitian menggabungkan HCC sebagai deteksi dengan metode DL sebagai mesin klasifikasi telah berhasil meningkatkan akurasi deteksi wajah [18-20]. Pada era wabah Covid-19, penggunaan masker menjadi sebuah kebutuhan yang mendesak, sehingga dibutuhkan deteksi wajah menggunakan masker seperti pada penelitian menggunakan PCA dan K-NN [22] dengan akurasi 90%, tetapi belum adanya pengujian dari beberapa sudut pandang (*angle*) wajah yang berbeda.

Kontribusi pada penelitian ini adalah deteksi objek mata dan alis pada wajah manusia yang menggunakan masker dengan berbagai kondisi citra masukan. Hasil dari implementasi ini dapat digunakan sebagai fitur seleksi untuk mesin klasifikasi untuk deteksi manusia dari wajah bermasker. Dataset yang digunakan pada penelitian ini menggunakan dataset primer yang diambil dengan kondisi pencahayaan yang berbeda, latar belakang gambar yang beragam, dan citra yang mempunyai resolusi berbeda.

## 2. Metode Penelitian

Pada penelitian ini mengembangkan sistem deteksi mata dan alis pada citra wajah bermasker menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* yang merupakan bagian dari Feature Based Method untuk mendeteksi area atau region pada suatu gambar yang terdapat adanya mata dan alis. *Dataset* latihan yang digunakan adalah data primer yang diambil dari responden mahasiswa laki-laki di Institut Adhi Teknologi Tama Surabaya. Data training berupa data primer dengan berbagai skenario pengujian seperti wajah bermasker, aksesoris kacamata, *background*, dan perbedaan intensitas.

Seluruh data training dirubah ukurannya dari citra aslinya kemudian tahap selanjutnya adalah mengubah citra awal RGB menjadi citra keabuan. Citra grayscale akan diubah menjadi Integral Image dan menerapkan ekstraksi fitur wajah. Integral Image dilakukan agar komputasi dalam menerapkan Haar Feature menjadi cepat. Pada penerapan ekstraksi fitur akan didapatkan *detection rate* dan *false rate* yang akan diklasifikasikan menggunakan Cascade AdaBoost Classifier untuk mendapatkan strong Classifier. Setelah semua langkah dilakukan maka akan didapatkan region dari objek mata dan alis pada sampel testing citra wajah yang akan ditandai dengan *rectangle*. Berikut adalah diagram rancangan sistem pada gambar 1:



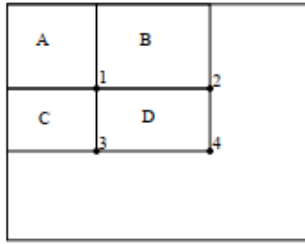
Gambar 1. Flowchart Sistem

### 2.1. Teknik Pengambilan Data

Data yang digunakan berupa data gambar wajah bermasker yang diambil dari mahasiswa Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya yang diambil dengan kondisi pencahayaan yang bervariasi dan menggunakan webcam external Logitech c170 dengan resolusi gambar 1024 x 788p. *Dataset* berupa 1000 gambar wajah bermasker dan 450 data wajah menggunakan kacamata, miring dan memejamkan mata sebagai data latihan dan 187 gambar wajah sebagai data uji terdiri dari data citra wajah menggunakan kacamata, miring, memejamkan mata. Selain itu diberi beberapa tambahan data *testing* citra yang bukan wajah.

### 2.2. Integral Image

*Integral Image* adalah perhitungan pada *image processing* dimana x,y adalah penjumlahan dari semua *pixel* atas dan kiri sebelumnya. Dengan menggunakan *feature Integral Image* dapat dihitung dengan sangat cepat. Analogi perhitungan citra integral pada gambar 2 memudahkan proses perhitungan tiap lokasi fitur haar [23].



Gambar 2. Perhitungan *rectangle* pada *integral image*

Berikut adalah rumus perhitungan Integral Image:

$$II(x,y) = i(x,y) - II(x-1,y-1) + II(x,y-1) + II(x-1,y) \quad (1)$$

Keterangan :

$i$  = Index Gambar

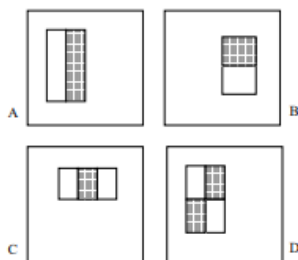
$II$  = Index Integral Image.

### 2.3. Haar Cascade Classifier

Haar Like Feature atau yang dikenal sebagai Haar Cascade Classifier adalah merupakan bagian dari ekstraksi fitur. Kata "haar" merujuk pada fungsi matematis yang mempunyai bentuk persegi panjang. Untuk 2 dimensi, haar membutuhkan 2 tipe gambar pada proses training yaitu positif sample, berisi objek yang ingin dideteksi dan negatif sample, berisi gambar lain diluar gambar yang ingin dikenali [24]. Pada awalnya proses gambar pada haar hanya berdasarkan pada nilai RGB pada tiap *pixel*, lalu proses gambar pada bentuk persegi panjang dengan beberapa *pixel* pada tiap bentuk. Nilai haar-like feature merupakan perbedaan antara nilai piksel gray level yan terdapat dalam daerah persegi hitam dan persegi putih, persamaan gray level pada haar like sebagai berikut:

$$f(x) = \text{SumBlack rectangle} - \text{SumWhite rectangle} \quad (2)$$

Tiap bentuk diproses dan *threshold* yang menunjukkan area gelap dan terang. Jika dari perhitungan rata-rata haar hasilnya diatas *threshold* maka fitur tersebut terdiri dari:



Gambar 1. Haar Like Feature

Gambar 3 merupakan Haar Like Feature yang akan digunakan dalam proses mengklasifikasikan 2 kelas, berikut adalah Feature yang digunakan:

- Fitur dua *rectangle* vertikal
- Fitur dua *rectangle* horizontal
- Fitur tiga *rectangle* vertical

d. Fitur empat *rectangle*

### 2.4. Adaptive Boosting (Adaboost)

AdaBoost adalah algoritma ensemble learning yang merupakan varian dari algoritma Boosting. AdaBoost berhasil diterapkan pada beberapa bidang karena dasar teori dan prediksi yang kuat. Algoritma ini dapat dikombinasikan dengan algoritma yang lain untuk meningkatkan performa aplikasi. Langkah – langkah algoritma adaboost [25]:

- Input: suatu kumpulan sample penelitian dengan label  $\{(x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n)\}$  suatu component learn algoritma, jumlah perputaran  $T$ .
- Inisialisasi: bobot suatu sampel pelatihan  $w_i^1 = \frac{1}{N}$ , untuk semua  $i = 1, \dots, N$
- Do for  $t = 1, \dots, T$
- Gunakan component learn algoritma untuk melatih suatu komponen klasifikasi, pada sample bobot pelatihan
- Hitung kesalahan pelatihnnya pada  $h_t : \epsilon_t = \sum_i^N w_i^t, y_i \neq h_t(x_i)$
- Tetapkan bobot untuk component classifier  $h_t = \alpha_t = \frac{1}{n} \ln \left( \frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t} \right)$
- Update bobot sample pelatihan adalah suatu konstanta normalisasi:
 
$$w_i^{t+1} = \frac{w_i^t \exp \{-\alpha_t y_i h_t(x_i)\}}{c_t}, i=1, \dots, N. c_t \text{ adalah}$$
 suatu konstanta normalisasi
- Output  $f(x) = \text{sign} \left( \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right)$ .

### 2.5. Confusion Matrix

*Confusion Matrix* digunakan untuk pengukuran performa dalam permasalahan klsifikasi pada Machine Learning yang memiliki dua kelas atau lebih. *Confusion Matrix* terdiri dari empat tabel kombinasi yang memiliki nilai prediksi dan nilai fakta atau aktual. Empat tabel tersebut diantaranya adalah *True Positive*, *True negative*, *False Positive* dan *False negative*. Berikut adalah penjelasan dari keempat tabel tersebut :

- True Positive (TP) adalah jumlah prediksi benar pada data dengan label benar.
- True Negative (TN) adalah jumlah prediksi benar pada data dengan label salah.
- False Positive (FP) adalah jumlah prediksi salah pada data dengan label benar.
- False Negative (FN) adalah jumlah prediksi salah pada data dengan label salah.

Perhitungan akurasi dinyatakan dalam persamaan berikut [26], [27]:

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





### 3. Hasil dan Pembahasan

Pada bab ini menjelaskan implementasi deteksi mata dan alis menggunakan metode *Haar Cascade* terhadap gambar wajah yang memfokuskan pada mata dan alis. Terdapat tiga tahap dalam implementasi yaitu mengumpulkan dataset, melakukan training dan testing dengan metode Haar Cascade. Berikut ini penjelasan mengenai masing – masing tahapnya:

#### 3.1 Representasi Dataset






Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah citra wajah sebagai *class positif* dan citra background sebagai *class negative*. Pengambilan data menggunakan webcam external Logitech c170 dengan resolusi 1024px x 788px. Dataset gambar tersebut dibagi menjadi 4 macam dataset yang di training bertahap dengan jumlah 100, 300, 800 dan 1000 dataset positif serta penambahan 1450 dataset tambahan yang terdiri dari beberapa variasi seperti diluar ruangan, didalam ruangan, miring, berkacamata, dan memejamkan mata.

Tabel 1. Dataset Citra

Tipe	Kelas	Gambar
Data train	Positif	
Data Train	Negatif	
Data Tes	Positif	
Data Tes	Negatif	

Pada tabel 1 merupakan gambaran dari training dan testing dengan kelas positif dan negative yang akan digunakan dalam penelitian. Untuk contoh variasi gambar dalam dataset dapat dilihat pada tabel 2:

Tabel 2. Variasi Dataset

No	Variasi Dataset	Gambar
1.	Memejamkan mata	
2	Luar Ruangan	
3	Dalam Ruangan	
4	Menggunakan Kacamata	
5	Posisi wajah miring	

#### 3.2 Pre-processing

Pada tahap ini dilakukan proses pengecilan ukuran citra/resize agar pemrosesan pengolahan citra wajah dapat dikomputasi dengan cepat dan mudah. Pada penelitian ini citra pada data testing akan diperkecil ukuran *pixelnya* mejadi 384px X 288px karena ukuran tersebut diasumsikan sesuai dengan ukuran sebuah foto yang memiliki wajah. Sedangkan untuk data training akan di perkecil dengan ukuran crop yang disesuaikan dengan lokasi mata dan alis. Setelah sampel melalui tahap resize maka langkah selanjutnya adalah melakukan *grayscale* untuk mendapatkan citra keabuan. Pada citra berwarna terdapat 24 bit yang masing-masing RGB terdiri dari 8 bit yang memiliki

nilai interval *pixel* mulai dari 0 hingga 255, maka dari itu nilai bit dari RGB akan disederhanakan menjadi 8 bit sehingga tidak ada informasi warna. Sehingga setiap *pixel* hanya merepresentasikan intensitas cahaya yang diterima yang akan menghasilkan warna keabuan pada citra. Tahap *grayscale* merupakan bagian dari *preprocessing* dengan mengalikan *red* channel, *green* channel dan *blue* channel dengan koefien tertentu. Maka didapatkan citra grayscale untuk masing-masing *pixel* seperti berikut:

$$gray = \begin{bmatrix} 10.388 & 13.16 & 92.997 & 139.182 & 170.965 \\ 38.171 & 36.171 & 8.339 & 10.41 & 34.677 \\ 12.47 & 9.812 & 5.98 & 10.421 & 17.047 \\ 57.324 & 15.438 & 18.677 & 16.047 & 33.83 \\ 146.776 & 76.075 & 76.314 & 89.026 & 150.798 \end{bmatrix}$$

### 3.3. Implementasi Algoritma Haar Cascade

Terdapat tiga tahap dalam implementasi yaitu create dataset, training dan testing. Dataset yang telah di create akan di training hingga mendapatkan model berupa file dengan ekstensi (.xml) untuk menyimpan feature dan weak classifier. Implementasi dalam menguji model dilakukan menggunakan nilai *minNeighbour* sebesar 2 dan *scaleFactor* sebesar 1.1.. Data input merupakan gambar wajah bermasker dan output berupa crop lokasi hasil deteksi objek mata dan alis. Keberhasilan dalam banyak crop akan dihitung menggunakan *confusion matrix*. Hasil deteksi mata dan alis seperti gambar 4:



Gambar 4. Implementasi Algoritma Haar Cascade

### 3.4 Model Training

Training akan dilakukan dengan jumlah data yang berbeda-beda dengan rasio negatif dan positif yaitu 2:1. Data training menggunakan dataset wajah bermasker tanpa adanya variasi aksesoris mata. Lalu model akan di uji menggunakan data uji wajah bermasker sebanyak 150 untuk dibandingkan hasil dari setiap perbedaan jumlah data training. Setelah itu model akan diuji menggunakan data test berupa wajah bermasker menggunakan kacamata. Berikut adalah rincian jumlah data yang akan digunakan pada proses training pada tabel 3 berikut:

Tahap Training	Jumlah data Positif	Jumlah Data Negatif
Model 1	100	200
Model 2	300	600
Model 3	800	1600
Model 4	1000	2000
Model 5	1450	2800

Pada tabel 3, tahapan training ini dilakukan karena untuk mengetahui pengaruh dari jumlah dataset terhadap akurasi model dalam mendeteksi lokasi mata dan alis. Model 1 hingga 4 merupakan train model yang ditujukan untuk data uji wajah bermasker saja sedangkan Model 5 merupakan data uji bervariasi yang akan dibandingkan dengan model terbaik yang ada di Model 1 sampai 4 untuk mengetahui apakah diperlukan data training yang bervariasi untuk mendeteksi berbagai macam skenario yang telah dipaparkan pada representasi dataset.

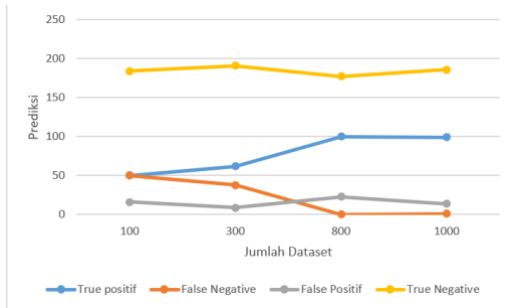
### 3.4 Hasil Training

#### 3.4.1 Pengujian Wajah Bermasker (Tanpa Variasi)

Pada sub bab ini akan disajikan hasil dari pengujian model dengan nilai dataset wajah bermasker tanpa aksesoris mata dan tanpa variasi apapun baik itu kacamata, miring, maupun memejamkan mata. Data testing yang digunakan dalam pengujian ini yaitu 150 data positif dan 200 data negatif. Data negatif memiliki jumlah lebih banyak ditujukan untuk mengetahui nilai salah deteksi yang ada pada gambar negatif yang berupa background random tersebut. Karena kesalahan dalam deteksi dapat berpengaruh pada tingkat akurasi sebuah model. Berikut adalah hasil pengujian pada wajah bermasker pada tabel 4 berikut ini:

Jumlah Dataset	True Positive	False Negative	False Positive	True Negative
100	50	50	16	184
300	62	38	9	191
800	100	0	23	177
1000	99	1	14	186

Hasil pada tabel 4 merupakan testing pada data tes sebanyak 150 data wajah dan 200 data non wajah. Dari hasil dapat dilihat pada data train dengan jumlah 100 hanya bisa mendeteksi 50 objek dari 150 data uji tetapi mendapatkan *true negative* yang relatif banyak sehingga bisa berpengaruh pada nilai akurasi. Lalu pada model dengan 300 dan 800 data training memiliki kenaikan nilai *true positive* yang berarti model sedikit lebih baik dalam mendeteksi objek mata dan alis. Terakhir pada dataset 800 dan 1000 memiliki selisih *true positive* tetapi dalam data negatif, 1000 dataset yang lebih baik dalam mengetahui gambar yang tidak memiliki objek. Jadi model terbaik adalah hasil dari training 1000 dataset karena memiliki eror yang paling kecil baik dalam mendeteksi data positif maupun data negatif. Berikut adalah hasil perhitungan dari *Confusion Matrix* terhadap perbedaan jumlah data uji:



Gambar 5. Hasil Testing Confusion Matrix Wajah Bermasker

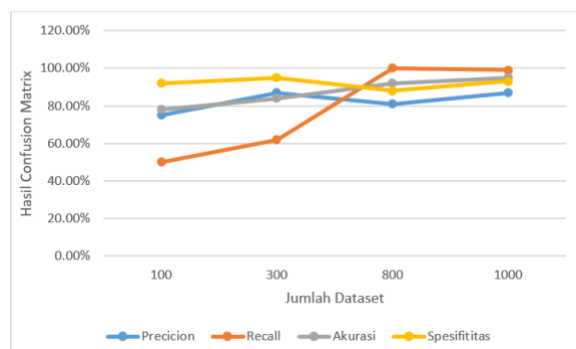
Jumlah *true positive* selalu mengalami kenaikan apabila jumlah dataset dinaikkan jadi semakin banyak jumlah data training semakin baik pula model dalam mendeteksi objek mata dan alis. Lalu dengan menurunnya jumlah false negative pada tiap penambahan data uji berarti error dalam mendeteksi keberadaan wajah pada data positif juga berkurang. Namun *true negative* cenderung bertambah apabila data training ditambahkan dikarenakan banyak error pada data negatif dengan mendeteksi keberadaan objek meskipun aktualnya tidak ada. Namun pada 1000 dataset jumlah *false negative* menurun lagi karena data train pada gambar negatif juga lebih banyak yang memungkinkan model dapat mengetahui sebuah gambar tanpa objek mata dan alis.

Dari sekian banyak testing didapatkan hasil perhitungan *confusion matrix* dengan menghasilkan *precision*, *recall*, *accuracy* dan *specificity*. Hasil perhitungan testing dengan *confusion matrix* dapat dilihat pada tabel 5 sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Confusion Matrix pada Data Uji Wajah Bermasker

Jumlah Dataset	Precision	Recall	Accuracy	Specificity
100	75.00%	50.00%	78.00%	92.00%
300	87.00%	62.00%	84.00%	95.00%
800	81.00%	100.00%	92.00%	88.00%
1000	87.00%	99.00%	95.00%	93.00%

Tabel 5 menyajikan hasil *precision*, *recall*, *accuracy* dan *specificity* yang berbeda seiring bertambahnya jumlah dataset. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada diagram pada gambar 5:



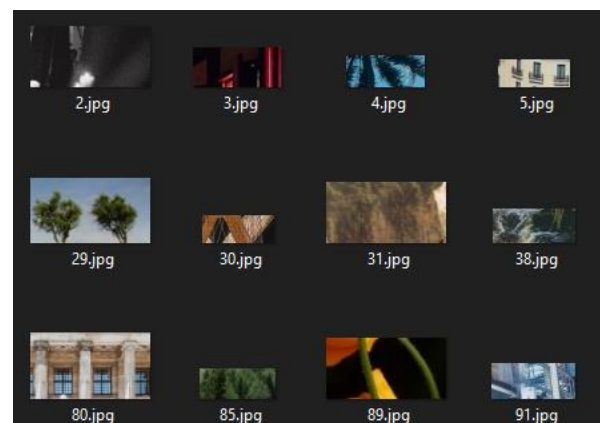
Gambar 6. Hasil Confusion Matrix Wajah Bermasker pada Data Testing

Pada gambar 6 merupakan hasil perhitungan pada wajah bermasker. Bisa dilihat pada nilai akurasi mengalami peningkatan karena model pada setiap penambahan data training dapat mendeteksi lokasi objek lebih baik dan memiliki error lebih sedikit ketika disajikan data negative. Sehingga berpengaruh pada peningkatan nilai *true positive* dan *true negative* seperti pada gambar 6. Lalu dengan *recall* yang meningkat menandakan bahwa model dengan data training lebih banyak akan lebih baik dalam menemukan kembali sebuah informasi. Akurasi model dalam memprediksi dengan data actual nya juga meningkat berdasarkan presisi yang didapatkan. Berikut adalah beberapa contoh hasil dari deteksi mata dan alis pada wajah bermasker pada gambar 7 berikut ini:



Gambar 7. Hasil True Positive

Pada gambar 7 merupakan hasil dari potongan gambar (*cropping*) berdasarkan posisi yang didapatkan oleh model dari hasil training di Model 4. Model pada Model 4 dapat dengan baik dalam mendeteksi keberadaan mata dan alis dibandingkan model pada Model sebelumnya dikarenakan banyaknya dataset yang diberikan. Tetapi model ini juga memiliki *error false positive* dengan salah mendeteksi objek pada gambar negatif. Berikut ini merupakan contoh salah deteksi pada model 4 pada gambar 8:



Gambar 8. False Positive

Dapat dilihat pada gambar 8 yang merupakan kesalahan deteksi objek pada gambar background random.

### 3.4.2 Pengujian Wajah Bermasker (Dengan Variasi)

Dari hasil training, model terbaik yang digunakan adalah data training berjumlah 1000 dataset yang selanjutnya akan diuji menggunakan data uji yang ditambah dengan berbagai macam skenario pengujian yaitu berkacamata, miring dan memejamkan mata untuk mengetahui apakah dengan adanya skenario tersebut model masih bisa mendeteksi lokasi mata dan alis dengan baik dan benar. Testing akan dilakukan 3 kali dengan perbedaan penambahan pada data testing. Pada skenario pertama, data tes yang digunakan adalah data sebelumnya dengan jumlah 100 dan ditambah data gambar wajah bermasker menggunakan kacamata sejumlah 30, jadi total gambar menjadi 130 data positif. Lalu pada pengujian kedua ditambah lagi data positif wajah bermasker dengan posisi miring sejumlah 30 sehingga total menjadi 160. Dan pada skenario ketiga data ditambah lagi dengan gambar wajah bermasker dengan memejamkan mata sejumlah 27 sehingga total menjadi 187. Berikut adalah hasil *testing* dari beberapa skenario diatas pada tabel 6 berikut ini:

Tabel 6. Hasil Testing dengan Variasi/Skenario

Skenario	True Positive	False Negative	False Positive	True Negative
Kacamata	111	19	14	186
Kacamata, wajah miring	129	31	14	186
Kacamata, wajah miring, mata terpejam	154	33	14	186

Dari hasil testing pada tabel 6 diatas dapat dilihat bahwa *true positive* dan *false negative* bertambah akibat penambahan data positif dan *false positive* dan *true negative* tetap konstan karena tidak ada penambahan data positif dan model yang digunakan adalah sama. Didapatkan hasil perhitungan menggunakan confusion matrix berupa *precision*, *recall*, *accuracy* dan *specificity* pada tabel 7:

Tabel 7. Hasil Confusion Matrix pada Data Uji Wajah Bermasker

Skenario	Precision	Recall	Akurasi	Spesifititas
Kacamata	88.00%	85.00%	90.00%	93.00%
Kacamata, wajah miring	90.00%	80.00%	87.00%	93.00%
Kacamata, wajah miring, mata terpejam	91.00%	82.00%	87.00%	93.00%

Berdasarkan hasil testing yang dilakukan sebelumnya, maka model paling bagus dalam mendeteksi mata dan alis pada data testing wajah bermasker adalah model

training menggunakan 1000 dataset dengan rincian perhitungan yang ada pada tabel 5 dengan akurasi sebesar 95%. Berikut adalah hasil testing dari semua skenario menggunakan model pada tabel 8 berikut ini.

Tabel 8. Hasil Pengujian Semua Skenario

Skenario	Precision	Recall	Accuracy	Specificity
Wajah	87.00%	99.00%	95.00%	93.00%
Berkacamata	88.00%	85.00%	90.00%	93.00%
Berkacamata, miring	90.00%	80.00%	87.00%	93.00%

Tabel 8 merupakan hasil dari keseluruhan tes dengan bermacam - macam skenario. Dengan skenario 1000 dataset menunjukkan hasil paling baik ketika mendeteksi gambar wajah bermasker saja dan akan menurun apabila dilakukan pengujian dengan banyak skenario kacamata, miring dan mata tertutup. Berdasarkan pengujian juga didapatkan jarak optimal antara objek dan kamera yaitu sekitar 30 cm.

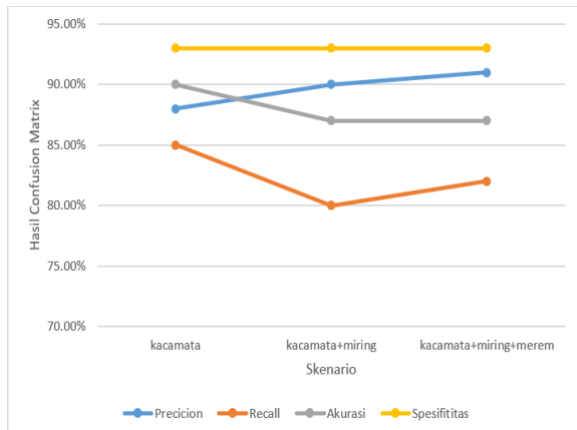
### 3.4.3 Penambahan Data Training Wajah Bermasker (Dengan Variasi)

Terdapat penurunan akurasi pada hasil tes menggunakan model yang telah di latih sebelumnya maka pada skenario saat ini akan dilakukan *training* ulang dengan menambahkan dataset yang lebih variatif pada data training yang sebelumnya merupakan data gambar wajah bermasker sebanyak 1000 maka disini ditambahkan data variatif hingga menjadi 1450 data wajah bermasker, wajah berkacamata, dan memejamkan mata dan menambahkan data negatif menjadi sebanyak 2600. Penambahan data train yang variatif ini bertujuan untuk penambahan nilai *true positive* agar dapat meningkatkan tingkat akurasi model. Data training pada skenario ini data testing yang digunakan akan langsung dengan data yang bervariasi juga yaitu data wajah bermasker, berkacamata, miring dan memejamkan mata sebanyak 187 data. Berikut hasil pengujian menggunakan model dapat dilihat pada tabel 9 berikut ini:

Tabel 9. Hasil pengujian dengan penambahan data train

Skenario	True Positive	False Negative	False Positive	True Negative
1000	154	33	14	186
1450	140	157	57	143

Pada Tabel 9 merupakan hasil dari model yang terbaru dengan model yang sebelumnya, pada tabel tersebut bisa dilihat perbandingan hasil yang menurun dibandingkan dengan model sebelumnya. Untuk lebih jelasnya penurunan dapat dilihat pada gambar 9:



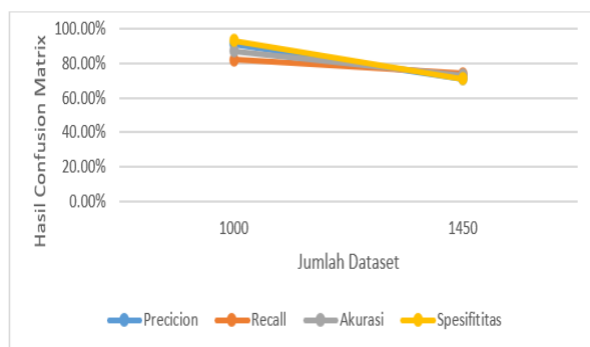
Gambar 9. Diagram hasil perbandingan model 4 dan 5

Pada gambar 9 menunjukkan penurunan pada nilai *true positive* dan *true negative*, lalu ada kenaikan pada *false negative* dan *false positive* yang berarti *error* deteksi lebih tinggi pada model yang baru dibandingkan dengan model yang lama dan hal tersebut berpengaruh pada tingkat akurasi model dalam mendeteksi keberadaan mata dan alis.

Tabel 10 Hasil Perhitungan Confusion Matrix

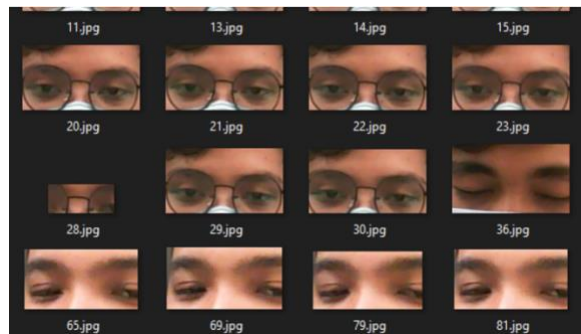
Jumlah Penambahan Dataset	Precision	Recall	Accuracy	Specificity
1000	91.00%	82.00%	87.00%	93.00%
1450	71.00%	74.00%	73.00%	71.00%

Pada tabel 10 menunjukkan data training model 5 dengan menambahkan data campur dan diterapkan pada data uji yang sama terjadi penurunan dari segi. Untuk lebih jelasnya penurunan hasil perhitungan dapat dilihat pada gambar diagram 10 berikut:



Gambar 1. Diagram Hasil Perhitungan Confusion Matrix pada model 5

Pada gambar 10 terjadi penurunan ketika menggunakan model terbaru dengan train 1450 data training yang bervariasi. Berikut adalah beberapa hasil *cropping* yang diperoleh menggunakan model 5 pada gambar 11 berikut ini:



Gambar 2. Hasil deteksi model 5

Pada gambar 11 dapat dilihat bahwa penurunan akurasi disebabkan oleh kurangnya model ini dalam mendeteksi data tes gambar memejamkan mata yang hanya terdeteksi satu saja dan pada pendeteksian data gambar berkacamata terjadi error deteksi.

Akurasi paling optimal yang didapatkan adalah dengan skenario pengujian menggunakan wajah bermasker yaitu sebanyak 95%, dibandingkan dengan akurasi wajah bermasker dengan posisi wajah berkacamata dengan akurasi 90%, dan akurasi 87% pada wajah bermasker dengan menggunakan kacamata dan dalam posisi kepala miring. Hasil pengujian ini menunjukkan akurasi yang lebih baik dari hasil penelitian sebelumnya dengan objek penelitian data citra wajah yang menggunakan masker dengan akurasi 90% tanpa adanya pengujian terhadap sudut pandang (*angle*) wajah.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan analisa hasil test yang dilakukan, jumlah data mempengaruhi hasil akurasi dari 4 model yang dilakukan. Semakin banyak jumlah data, hasil *true positive* akan semakin baik. Akurasi model ke 4 dengan 1000 data memiliki akurasi sebanyak 95%. Selain itu dari hasil pengujian metode Haar Cascade berhasil dalam mendeteksi objek mata dan alis dengan cukup baik dengan tingkat akurasi 95% pada data wajah bermasker, 90% pada wajah berkacamata, 87% pada wajah berkacamata dan miring, 87% pada wajah berkacamata, miring dan mata tertutup.

#### Daftar Rujukan

- [1] A. Srinivas Joshi, S. Srinivas Joshi, G. Kanahasabai, R. Kapil, and S. Gupta, "Deep Learning Framework to Detect Face Masks from Video Footage; Deep Learning Framework to Detect Face Masks from Video Footage," 2020, doi: 10.1109/CICN.2020.78.
- [2] F. Reza Pradhana, A. Musthafa, and W. Izzuddin Faza, "Aziz Musthafa 2) , Wildan Izzuddin Faza 3)," *Faisal Reza Pradhana*, vol. 1.
- [3] A. Sitohang and I. Taufik, "Pendeteksian Wajah Manusia Pada Citra Digital

- Menggunakan Template Matching,” *Jurnal Teknologi dan Ilmu Komputer Prima (JUTIKOMP)*, vol. 1, no. 2, pp. 81–86, 2018, doi: 10.34012/jutikomp.v1i2.248.
- [4] S. El Kaddouhi, A. Saaidi, and M. Abarkan, “Eye Detection based on Viola & Jones Detector, Skin Color, and Eye Template,” *International Journal of Control and Automation*, vol. 11, no. 5, pp. 59–72, May 2018, doi: 10.14257/ijca.2018.11.5.06.
- [5] A. Kumar, A. Kaur, and M. Kumar, “Face detection techniques: a review,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 52, no. 2, pp. 927–948, 2019, doi: 10.1007/s10462-018-9650-2.
- [6] S. El Kaddouhi, A. Saaidi, and M. Abarkan, “Eye Detection based on Viola & Jones Detector, Skin Color, and Eye Template,” *International Journal of Control and Automation*, vol. 11, no. 5, pp. 59–72, May 2018, doi: 10.14257/ijca.2018.11.5.06.
- [7] M. Kumar, N. Taneja, and A. Kaur, “Face Detection and Recognition using HAAR Feature- based Cascade Classifiers and Local Binary Patterns Histograms ( LBPH ) algorithm,” *INTERNATIONAL JOURNAL OF INFORMATION AND COMPUTING SCIENCE*, vol. 6, no. 6, pp. 561–568, 2019.
- [8] R. Prathivi and Y. Kurniawati, “Sistem Presensi Kelas Menggunakan Pengenalan Wajah Dengan Metode Haar Cascade Classifier,” *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 1, pp. 135–142, 2020, doi: 10.24176/simet.v11i1.3754.
- [9] A. Adouani, W. M. Ben Henia, and Z. Lachiri, “Comparison of Haar-like, HOG and LBP approaches for face detection in video sequences,” in *2019 16th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*, IEEE, Mar. 2019, pp. 266–271. doi: 10.1109/SSD.2019.8893214.
- [10] C. Rahmad, R. A. Asmara, D. R. H. Putra, I. Dharma, H. Darmono, and I. Muhiqqin, “Comparison of Viola-Jones Haar Cascade Classifier and Histogram of Oriented Gradients (HOG) for face detection,” *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 732, no. 1, p. 012038, Jan. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/732/1/012038.
- [11] G. Sumanth, K. V. Kanimozhi, and Murugesan, “Face Identity Detection and Recognition using Novel Convolutional Neural Network in Comparison with Haar Cascade to Improve Accuracy,” in *2022 14th International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS)*, IEEE, Nov. 2022, pp. 1–4. doi: 10.1109/MACS56771.2022.10023060.
- [12] A. B. Shetty, Bhoomika, Deeksha, J. Rebeiro, and Ramyashree, “Facial recognition using Haar cascade and LBP classifiers,” *Global Transitions Proceedings*, vol. 2, no. 2, pp. 330–335, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.gltp.2021.08.044.
- [13] N. Dayu Mega Anjani and M. Kurniawan, “ANALISIS FITUR HAAR MENGGUNAKAN ALGORITMA HAAR-LIKE FEATURE PADA CITRA KENDARAAN BERMOTOR,” 2020. doi: 10.21107/nero.v5i2.187.
- [14] F. M. Javed Mehedi Shamrat, A. Majumder, P. R. Antu, S. K. Barmon, I. Nowrin, and R. Ranjan, “Human Face Recognition Applying Haar Cascade Classifier,” 2022, pp. 143–157. doi: 10.1007/978-981-16-5640-8\_12.
- [15] A. Singh, H. Herunde, and F. Furtado, “Modified Haar-cascade model for face detection issues,” *International Journal of Research in Industrial Engineering*, vol. 9, no. 2, pp. 143–171, 2020, doi: 10.22105/riej.2020.226857.1129.
- [16] L. T. H. Phuc, H. Jeon, N. T. N. Truong, and J. J. Hak, “Applying the Haar-cascade Algorithm for Detecting Safety Equipment in Safety Management Systems for Multiple Working Environments,” *Electronics (Basel)*, vol. 8, no. 10, p. 1079, Sep. 2019, doi: 10.3390/electronics8101079.
- [17] A. Priadana and M. Habibi, “Face Detection using Haar Cascades to Filter Selfie Face Image on Instagram,” in *2019 International Conference of Artificial Intelligence and Information Technology (ICAIIIT)*, IEEE, Mar. 2019, pp. 6–9. doi: 10.1109/ICAIIIT.2019.8834526.
- [18] B. Tej Chinimilli, A. T., A. Kotturi, V. Reddy Kaipu, and J. Varma Mandapati, “Face Recognition based Attendance System using Haar Cascade and Local Binary Pattern Histogram Algorithm,” in *2020 4th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)(48184)*, IEEE, Jun. 2020, pp. 701–704. doi: 10.1109/ICOEI48184.2020.9143046.

- [19] T. Q. Vinh and N. T. N. Anh, "Real-Time Face Mask Detector Using YOLOv3 Algorithm and Haar Cascade Classifier," in *2020 International Conference on Advanced Computing and Applications (ACOMP)*, IEEE, Nov. 2020, pp. 146–149. doi: 10.1109/ACOMP50827.2020.00029.
- [20] R. Andrie Asmara, M. Ridwan, and G. Budiprasetyo, "Haar Cascade and Convolutional Neural Network Face Detection in Client-Side for Cloud Computing Face Recognition," in *2021 International Conference on Electrical and Information Technology (IEIT)*, IEEE, Sep. 2021, pp. 1–5. doi: 10.1109/IEIT53149.2021.9587388.
- [21] I. Gangopadhyay, A. Chatterjee, and I. Das, "Face Detection and Expression Recognition Using Haar Cascade Classifier and Fisherface Algorithm," 2019, pp. 1–11. doi: 10.1007/978-981-13-6783-0\_1.
- [22] A. D. Krismawan and E. H. Rachmawanto, "Principal Component Analysis (PCA) dan K-Nearest Neighbor (KNN) dalam Deteksi Masker pada Wajah," *Prosiding Sains Nasional dan Teknologi*, vol. 12, no. 1, p. 382, Nov. 2022, doi: 10.36499/psnst.v12i1.7066.
- [23] M. U. Habibah, M. Kurniawan, and P. Korespondensi, "SEGMENTASI CITRA WAJAH DENGAN IMPLEMENTASI ADAPTIF THRESHOLD-INTEGRAL IMAGE FACE IMAGE SEGMENTATION WITH IMPLEMENTATION OF ADAPTIVE THRESHOLD-INTEGRAL IMAGE," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 8, no. 5, p. 10, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202183840.
- [24] S. Chau, J. Banjarnahor, D. Irfansyah, S. Kumala, and J. Banjarnahor, "Analysis of Face Pattern Detection Using the Haar-Like Feature Method," *Journal of Information Technology Education: Research*, vol. 2, no. 2, pp. 70–76, 2019, doi: 10.31289/jite.v2i2.2133.
- [25] E. Listiana and M. A. Muslim, "Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Informatika, 2017: Kudus, 25 Juli 2017," *Prosiding SNATIF*, no. 2015, pp. 875–881, 2017.
- [26] A. Filcha and M. Hayaty, "Implementasi Algoritma Rabin-Karp untuk Pendeteksi Plagiarisme pada Dokumen Tugas Mahasiswa," *JUITA: Jurnal Informatika*, vol. 7, no. 1, p. 25, 2019, doi: 10.30595/juita.v7i1.4063.
- [27] H. Mukhtar *et al.*, "Deep Learning Untuk Klasifikasi Kematangan Buah Mangrove Berdasarkan Warna".