

IMPLEMENTASI METODE HAAR CASCADE DAN LOCAL BINARY PATTERN
HISTOGRAM (LBPH) UNTUK PENGENALAN
WAJAH BERMASKER

SKRIPSI

PRIMA JULAWAL H. SURBAKTI

171402140



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

MEDAN

2024

IMPLEMENTASI METODE HAAR CASCADE DAN LOCAL BINARY PATTERN
HISTOGRAM (LBPH) UNTUK PENGENALAN
WAJAH BERMASKER

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah Sarjana
Teknologi Informasi

PRIMA JULAWAL H. SURBAKTI

171402140



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024

PERSETUJUAN

Judul : Implementasi Metode Haar Cascade dan Local Binary
Pattern Histogram (LBPH) untuk Pengenalan Wajah
Bermasker
Kategori : *Computer Vision*
Nama : Prima Julawal H. Surbakti
Nomor Induk Mahasiswa : 171402140
Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
Fakultas : Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi
Universitas Sumatera Utara

Medan, 10 Januari 2024

Komisi Pembimbing

Pembimbing 2

Pembimbing 1

Dedy Arisandi, ST., M.Kom.
NIP. 197908312009121002

Niskarto Zendrato, S.Kom., M. Kom.
NIP. 198705252014041001

Diketahui/disetujui oleh
Program Studi Teknologi Informasi
Ketua,

Dedy Arisandi S.T., M.Kom.
NIP. 197908312009121002

PERNYATAAN**IMPLEMENTASI METODE HAAR CASCADE DAN LOCAL BINARY PATTERN
HISTOGRAM (LBPH) UNTUK PENGENALAN
WAJAH BERMASKER****SKRIPSI**

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing – masing telah disebutkan sumbernya

Medan, 10 Januari 2024

Prima Julawal H. Surbakti

171402140

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah memberi rahmat dan izin-Nya, Serta junjungan kita Baginda Rasulullah SAW yang kita nantikan syafaatnya di dunia dan di yaumul qiyamah, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Penulis mendapatkan bantuan berupa buah pikiran dan kerjasama selama penulis menempuh studi hingga penyelesaian studi ini. Dengan demikian, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada pihak yang telah membantu penulis sampai dengan saat ini. Ucapan terima kasih yang penulis sampaikan kepada:

1. Bapak Dr. Muryanto Amin, S.Sos., M.Si., Selaku Rektor Universitas Sumatra Utara
2. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, B.Sc., M.Sc., Selaku Dekan Fasilkom-TI Universitas Sumatra Utara
3. Bapak Dedy Arisandi, S.T.,M.Kom., selaku Ketua Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
4. Bapak Niskarto Zendrato S.Kom., M.Kom., dan Bapak Dedy Arisandi, S.T.,M.Kom., selaku Dosen Pembimbing I dan Dosen Pembimbing II penulis yang telah memberikan arahan, kritik, saran, masukan dan motivasi dalam penyelesaian skripsi ini.
5. Dosen penguji Ibu Sarah Purnamawati S.T., M.Sc, dan ibu Fanindia Purnamasari S.TI., M.IT selaku Dosen Penguji I dan II penulis yang memberikan arahan, kritik, saran, masukan dan motivasi dalam penyelesaian skripsi ini.
6. Seluruh dosen dan staff di Teknologi Informasi yang telah membantu penulis selama penyelesaian skripsi ini.
7. Kedua orang tua Penulis, Riskana Surbakti SP dan DR. Siang Br Tarigan S.Pd., S.Kep., M.Kes yang telah memberikan dukungan Materi maupun Rohani serta selalu mendukung penuh agar Penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan baik.

8. Saudara Kandung penulis, Sevril Anugrah Klana Surbakti, Phegin Wonder Haganta Surbakti, dan Agyta Rephina Kharunisa Br Surbakti yang telah memberikan dukungan semangat dan memberikan DoaNya kepada penulis
9. Sahabat Seperjuangan Kuliah, Terkhususnya Grup Sanskuy yang selalu mendorong saya untuk mengerjakan skripsi, Dan membantu penulis dalam pengerjaan skripsi dan tetap fokus dalam pengerjaan skripsi ini
10. Sahabat Seperjuangan Rambas Kerina yang juga membantu dalam dukungan Secara Materi dan selalu membantu saya dalam keadaan apapun.
11. Teman-teman Teknologi Informasi USU terutama Angkatan 2017 Kom B yang telah menemani penulis dari awal kuliah sampai skripsi ini terbentuk
12. Semua pihak yang berkontribusi secara langsung maupun tidak langsung yang tidak dapat penulis tuliskan satu persatu yang turut membantu dalam penyelesaian skripsi ini.
13. Kelurga dan Teman seperjuangan yang lain yang tidak dapat saya sebutkan satu persatu yang telah mengirim Doa serta hal hal yang positif yang dibagikan ke penulis

Semoga Allah SWT selalu melimpahkan berkah dan karunia-Nya. Kepada seluruh pihak yang telah memberikan kontribusi, semangat, motivasi, serta arahan secara langsung maupun tidak langsung dalam penyelesaian skripsi ini.

Medan, 10 Januari 2024

Penulis

ABSTRAK

Pandemi Covid-19 mempengaruhi banyak aspek kehidupan sehari-hari manusia di seluruh dunia. Perubahan paling umum yang dapat kita ketahui dan temui adalah wajibnya orang-orang di seluruh dunia menggunakan masker, karena masker merupakan salah satu dari beberapa faktor yang dapat memperlambat laju penyebaran virus Corona. Pada masa Pandemi ini umumnya orang menggunakan masker dan jika harus melakukan validasi wajah harus membuka maskernya terlebih dahulu. Cara validasi tersebut akan membutuhkan waktu lebih karena dengan membuka maskernya terlebih dahulu baru dilakukan validasi yang dapat meningkatkan potensi terpapar virus. Penelitian ini menggunakan algoritma Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) untuk mendeteksi identitas seseorang melalui wajahnya meskipun menggunakan masker. Hasil penelitian ini diperoleh hasil berupa *precision* sebesar 0.97 atau 97%, *recall* sebesar 0.97 atau 97%, akurasi sebesar 0.94 atau 94%, dan F1-Score sebesar 0.97 atau 97%.

Kata Kunci : Pengenalan Wajah Bermasker, Haar cascade, Local Binary Pattern Histogram

*IMPLEMENTATION OF HAAR CASCADE METHOD AND LOCAL BINARY
PATTERN HISTOGRAM FOR MASKED FACE RECOGNITION*

ABSTRACT

The Covid-19 pandemic has affected many aspects of people's daily lives around the world. The most common change that we can know and encounter is the obligation for people all over the world to wear masks, because masks are one of several factors that can slow the rate of spread of the Corona virus. During this pandemic, people generally wear masks and if they have to validate their face, they have to remove the mask first. This validation method will require more time because removing the mask first and then validating can increase the potential for exposure to the virus. This research uses the Haar Cascade and Local Binary Pattern Histogram (LBPH) algorithms to detect a person's identity through their face even if they are wearing a mask. The results of this research obtained results in the form of precision of 0.97 or 97%, recall of 0.97 or 97%, accuracy of 0.94 or 94%, and F1-Score of 0.97 or 97%.

Keywords : *Masked face recognition, Haar cascade, Local Binary Pattern Histogram*

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	i
PERNYATAAN	ii
UCAPAN TERIMA KASIH	iii
ABSTRAK	v
<i>ABSTRACT</i>	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	x
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah	4
1.4. Tujuan Penelitian	4
1.5. Manfaat Penelitian	4
1.6. Metodologi Penelitian	4
1.7. Sistematika Penulisan	5
BAB 2 LANDASAN TEORI	7
2.1. Deteksi dan Pengenalan Wajah	7
2.2. Citra Digital	7
2.3. Representasi Citra Digital	9
2.4. Representasi Citra <i>Grayscale</i>	10
2.5. <i>Haar Cascade Classifier</i>	10
2.6. OpenCV	12
2.7. <i>Local Binary Pattern Histogram (LBPH)</i>	13

2.8.	Mengukur Kinerja Metode dengan <i>Confusion Matrix</i>	15
2.9.	Parameter Pengujian Sistem	17
2.10.	Penelitian Terkait	18
BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN		22
3.1.	Data yang Digunakan`	22
3.2.	Arsitektur Umum	24
3.2.1.	Input	26
3.2.2.	<i>Preprocessing</i>	27
3.2.3.	<i>Training</i>	30
3.2.4.	Pembuatan histogram training	30
3.2.5.	Proses deteksi	31
3.3.	Perancangan Antarmuka Sistem	31
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN HASIL PENELITIAN		33
4.1.	Spesifikasi Kebutuhan Aplikasi	33
4.1.1.	Kebutuhan Perangkat Keras	33
4.1.2.	Kebutuhan Perangkat Lunak	33
4.2.	Implementasi Sistem	34
4.3.	Hasil Uji Sistem	37
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		47
5.1.	Kesimpulan	47
5.2.	Saran	47
DAFTAR PUSTAKA		48

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Klasifikasi <i>confusion matrix</i>	16
Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu	19
Tabel 3.1 Dataset Wajah	24
Tabel 3.2 Contoh nilai citra RGB	27
Tabel 3.3 Keterangan rancangan tombol	32
Tabel 4.1 Fungsi tiap tombol pada antarmuka	34
Tabel 4.2 Sampel pengujian	38
Tabel 4.3 Data deteksi citra wajah	45
Tabel 4.4 Hasil <i>Confusion Matrix</i>	46

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Sistem Koordinat yang Dipergunakan untuk Mewakili Citra	9
Gambar 2.2 Matriks citra	9
Gambar 2.3 Struktur dari <i>Cascade Classifier</i>	11
Gambar 2.4 Alur metoda <i>Cascade Classifier</i>	12
Gambar 2.5 Klasifikasi Haar digunakan dalam OpenCV	13
Gambar 2.6 Cara Kerja Original Local Binary Pattern	14
Gambar 3.1 Proses pengambilan dataset	23
Gambar 3.2 Dataset	23
Gambar 3.3 Arsitektur umum	25
Gambar 3.4 Citra Masukan	26
Gambar 3.5 Dataset yang diambil	26
Gambar 3.6 Konversi RGB	28
Gambar 3.7 Konversi nilai RGB ke grayscale	29
Gambar 3.8 Hasil <i>Cropping</i> Citra Wajah	29
Gambar 3.9 Rancangan antarmuka sistem	31
Gambar 4.1 Antarmuka awal sistem	34
Gambar 4.2 Antarmuka pengambilan dataset	35
Gambar 4.3 Tampilan bantuan sistem	36
Gambar 4.4 Tampilan terminal ketika menjalankan program	36
Gambar 4.6 Deteksi wajah menggunakan masker duckbill	37
Gambar 4.7 Deteksi wajah menggunakan masker medis	37

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pada tahun 2020 terjadi pandemi Covid-19 yaitu peristiwa menyebarnya penyakit virus corona ke hampir seluruh penjuru dunia. Penyakit ini disebabkan oleh Corona Virus jenis baru yang diberi nama SARS-CoV-2. Pandemi ini mempengaruhi banyak aspek kehidupan sehari-hari manusia di seluruh dunia. Perubahan paling umum yang dapat kita ketahui dan temui adalah wajahnya orang-orang di seluruh dunia menggunakan masker, karena masker merupakan salah satu dari beberapa faktor yang dapat memperlambat laju penyebaran virus Corona (Kemenkes, 2021).

Pemerintah melaporkan 5.272 kasus baru Covid-19 yang terkonfirmasi pada hari Sabtu tanggal 14 November 2020. Total kasus terkonfirmasi saat ini sudah mencapai 463.007 kasus semenjak virus Corona mewabah di Indonesia. DKI Jakarta menjadi provinsi dengan penambahan kasus paling tinggi sebanyak 1,255 kasus, disusul Jawa Tengah sebanyak 1.222 kasus baru per 14 November. Dikutip dari laman covid19.go.id, sebanyak 3000 kasus sembuh sementara kasus kematian sebanyak 111 orang (Oktaviani, 2020).

Di era pandemi ini, di beberapa tempat seperti sekolah, kantor, dan tempat umum lainnya membutuhkan validasi wajah dimana hal tersebut adalah dengan membuka masker. Namun, validasi tersebut akan membutuhkan waktu lebih karena jika diperiksa secara manual pengunjung perlu membuka maskernya. Hal ini juga dapat meningkatkan potensi penyebaran virus lebih besar dikarenakan jumlah pengunjung yang melakukan validasi dengan membuka masker.

Pengenalan wajah yang dilakukan oleh manusia dalam dunia komputer merupakan ruang lingkup sistem biometrik (Reddy et al, 2015). Sistem biometrik merupakan proses yang penting, dimana fitur yang unik dari seseorang disimpan ke dalam database yang akan digunakan pada saat identifikasi serta verifikasi. Pengenalan wajah merupakan

masalah umum pada pembelajaran mesin (Machine Learning), teknologi ini terus digunakan dalam kehidupan manusia. Sebagai contoh, Facebook dapat secara otomatis menandai wajah orang dalam gambar dan juga beberapa perangkat seluler dilengkapi sistem pengenalan wajah untuk melindungi keamanan pribadi (Jalled, 2017).

Pada penelitian Dewi, I. S. & Chandra, A. Y. (2021) yang berjudul prototipe sistem deteksi suhu tubuh dan masker wajah menggunakan Algoritma Local Binary Pattern dan Arduino Nano. Jurnal Sistem Informasi Dan Bisnis Cerdas dilakukan pengenalan wajah dengan algoritma LBP dapat mendeteksi penggunaan masker dan rancangan Arduino dengan kamera *infrared* dalam mengukur suhu tubuh guna membuat evaluasi, pencegahan, dan perencanaan tindakan terhadap Covid-19 ditempat umum sebagai alat pemindaian digital. Langkah-langkah untuk membangun model yaitu dengan mengumpulkan data, pra-pemrosesan, menguji model, dan mengimplementasikan model. Hasil dari pengujian prototipe ini menunjukkan tingkat akurasi skor F1 0.99 untuk deteksi masker dan pengukuran suhu tubuh secara real time setiap detik dengan satuan derajat celcius (C) dengan rata-rata presentase *error* tertinggi 3.10 % pada jarak 4 meter.

Pada peneliti Purwati, R. & Ariyanto, G. (2020) dengan judul pengenalan wajah manusia berbasis Algoritma Local Binary Pattern dilakukan analisa pengenalan ekspresi wajah manusia dengan pendekatan fitur algoritma Local Binary Pattern dan mencari pengembangan algoritma dasar Local Binary Pattern yang paling optimal dengan cara menggabungkan metode *Histogram Equalization*, *Support Vector Machine*, dan *K-fold cross validation* sehingga dapat meningkatkan pengenalan gambar wajah manusia pada hasil yang terbaik. Penelitian ini menginput beberapa database wajah manusia seperti JAFFE yang merupakan gambar wajah manusia wanita jepang yang berjumlah 10 orang dengan 7 ekspresi emosional seperti marah, sedih, bahagia, jijik, kaget, takut dan netral ke dalam sistem. YALE yaitu merupakan gambar wajah manusia orang Amerika. Serta menggunakan dataset CALTECH yang merupakan gambar manusia yang terdiri dari 450 gambar dengan ukuran 896 x 592 piksel dan disimpan dalam format JPEG. Kemudian data tersebut di sesuaikan dengan bentuk tekstur wajah masing - masing. Dari hasil penggabungan ketiga metode diatas dan percobaan-percobaan yang sudah dilakukan, didapatkan hasil yang paling optimal dalam pengenalan wajah manusia yaitu menggunakan dataset JAFFE dengan resolusi 92 x 112 piksel dan dengan tingkat penggunaan processor yang tinggi dapat mempengaruhi waktu kecepatan komputasi dalam proses menjalankan sistem sehingga menghasilkan prediksi yang lebih tepat.

Pada penelitian Utami et al (2021) yang berjudul Implementasi Algoritma Haar Cascade pada Aplikasi Pengenalan Wajah dilakukan Pendeteksian dilakukan pengambilan citra wajah dengan menggunakan *webcam*. Sistem akan mengambil beberapa citra yang lalu data citra tersebut akan disimpan di folder bernama dataset. Setelah itu seluruh data di *training* agar selanjutnya dapat di rekognisi oleh sistem.

Dengan batasan pengambilan, pendeteksian dan rekognisi yang hanya bisa diambil dari jarak kurang dari tiga meter membuat pendeteksian wajah di *IP Camera* masih dapat membaca objek selain wajah. Dengan rekognisi dan keakuratan pada kamera *webcam* sebesar 80,5% sistem ini dapat dikembangkan dengan algoritma Haar Cascade dan algoritma Haar Cascade tepat untuk diterapkan pada pengembangan pendeteksian dan rekognisi wajah. Dengan mengembangkan algoritma Haar Cascade untuk pendeteksian wajah ini, permasalahan dan pemanfaatan pendataan di suatu organisasi dapat lebih mudah terdeteksi dan pemanfaatan *IP Camera* yang dapat mendukung proses kinerja dari pendeteksi dan pengenalan wajah.

Berdasarkan permasalahan tersebut diatas, maka dalam penelitian ini penulis bertujuan untuk merancang sebuah program pengenalan wajah bermasker yang dapat mengenali identitas wajah pengguna. Sistem pengenalan wajah bermasker akan diimplementasikan menggunakan Metode Haar Cascade yang difungsikan sebagai proses pendeteksian citra wajah pada proses awal pengambilan dataset dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) digunakan untuk Pengenalan Wajah Bermasker.

1.2. Rumusan Masalah

Beberapa tempat pada instansi, seperti perkantoran, sekolah, bank membutuhkan validasi wajah pegawainya sebagai cara melakukan validasi dengan cepat. Umumnya sistem yang ada memerlukan wajah tanpa adanya atribut. Pada masa pandemi ini orang menggunakan masker dan jika harus melakukan validasi wajah harus membuka maskernya terlebih dahulu. Cara validasi tersebut akan membutuhkan waktu lebih karena dengan membuka maskernya terlebih dahulu baru dilakukan validasi yang dapat meningkatkan potensi terpapar virus. Oleh sebab itu diperlukan sebuah program yang dapat melakukan pengenalan wajah tanpa harus membuka masker saat melakukan validasi.

1.3. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Citra wajah diinput melalui kamera digital secara streaming.
2. Citra wajah pelatihan disimpan dengan format *.jpg.
3. Individu yang dicek menggunakan masker tanpa menggunakan kaca mata.
4. Citra diambil dengan keadaan cahaya ruangan.
5. Masker yang digunakan adalah jenis masker medis, KN95, dan masker duckbill.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dalam penelitian ini adalah untuk merancang suatu sistem pengenalan wajah tanpa membuka bermasker dengan menggunakan Metode Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH).

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat yang didapatkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mempercepat waktu validasi wajah pada tempat tempat yang di perlukan dengan mematuhi protokol kesehatan karena memudahkan pengguna dalam melakukan validasi wajah dengan kamera tanpa harus membuka masker.
2. Meminimumkan terpapar virus Covid-19 pada saat validasi wajah di tempat umum.

1.6. Metodologi Penelitian

Adapun metodologi pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan studi kepustakaan yaitu proses mengumpulkan bahan referensi mengenai metode pengenalan wajah, Metode Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) dari berbagai buku, jurnal, artikel, dan beberapa referensi lainnya.

2. Analisis

Pada tahap ini dilakukan analisis terhadap studi literatur untuk mengetahui dan mendapatkan pemahaman mengenai metode Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) untuk menyelesaikan masalah pengenalan wajah.

3. Perancangan

Pada tahap perancangan sistem dilakukan perancangan arsitektur, pengumpulan data, pelatihan dan merancang antarmuka. Proses perancangan dilakukan berdasarkan hasil analisis studi literatur yang telah didapatkan.

4. Implementasi

Pada tahap implementasi sistem akan dirancang dengan melakukan pengkodean program menggunakan bahasa pemrograman.

5. Pengujian

Pada tahap ini dilakukan pengujian aplikasi yang telah dibuat guna memastikan aplikasi telah berjalan sesuai dengan apa yang diharapkan.

6. Dokumentasi

Pada tahap ini, penelitian yang telah dilakukan, didokumentasikan mulai dari tahap analisis sampai kepada pengujian dalam bentuk skripsi.

1.7. Sistematika Penulisan

Sistematika dalam penulisan skripsi ini akan dibagi menjadi beberapa bab sebagai berikut:

BAB 1 : PENDAHULUAN

Pada bab ini diuraikan hal-hal yang merupakan latar belakang masalah, pembuatan rumusan masalah, pembatasan masalah yang ada, pembuatan tujuan dan manfaat dari penelitian, metodologi penelitian yang dilakukan serta sistematika penulisan.`

BAB 2 : LANDASAN TEORI

Berisi dasar teori citra, pengenalan wajah serta metode Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH).

BAB 3 : ANALISIS DAN PERANCANGAN

Dari Bab ini berisikan analisis terhadap pengolahan awal citra wajah, pengenalan wajah dengan metode Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) serta pemodelan sistem yang akan dirancang.

BAB 4 : IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Berisi bentuk jadi dari sistem yang telah dibangun berupa tampilan – tampilan serta hasil pengujian terhadap data serta nilai akurasi pengenalan.

BAB 5 : KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi pemaparan hasil kesimpulan dari hasil pengujian yang telah dilakukan serta saran-saran untuk perbaikan dan pengembangan lebih lanjut.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1. Deteksi dan Pengenalan Wajah

Face detection merupakan teknologi komputer yang digunakan beberapa sistem dan atau aplikasi untuk mendeteksi wajah. Teknologi *face detection* dibangun dengan algoritma tertentu yang berfokus pada deteksi dari wajah manusia. Di dalam teknologi pengenalan wajah, *face detection* merupakan tahap awal pemrosesan untuk mengenali wajah seseorang, dimana *face detection* menentukan dimana bagian wajah yang muncul pada citra masukan. Keberhasilan dari *face detection* memiliki tingkat pengaruh yang tinggi dalam performa dan kegunaan dari suatu sistem pengenalan wajah (Al-Aidid & Pamungkas, 2018). Pengenalan wajah adalah salah satu teknologi biometrik yang telah banyak diaplikasikan dalam sistem keamanan selain pengenalan retina mata, pengenalan sidik jari dan iris mata. Untuk proses pengenalan wajah, biasanya menggunakan sebuah kamera untuk menangkap wajah seseorang kemudian dibandingkan dengan wajah yang sebelumnya telah disimpan di dalam dataset (Pranoto et al., 2017).

Pengenalan wajah melibatkan banyak variabel, yaitu citra dasar, hasil pengolahan citra, hasil ekstraksi citra dan data profil seseorang. Pengenalan citra untuk pengenalan pola wajah membutuhkan juga alat pengindra berupa kamera dan juga metode yang sesuai untuk menentukan apakah citra yang ditangkap oleh kamera sesuai dengan dataset yang pernah disimpan sebelumnya. Kesesuaian yang dimaksud biasanya ditampilkan dengan informasi profil yang sesuai pula.

2.2. Citra Digital

Sistem olah citra digital merupakan salah satu sistem yang saat ini dikembangkan karena dalam alasan keamanan. Proses pengenalan citra digital akan dilakukan dengan

pengolahan data wajah seseorang, namun yang menjadi pokok permasalahan adalah bagaimana hal tersebut dapat terwujud dalam sebuah sistem.

Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah algoritma yang mana nantinya dapat mengenali wajah dan dapat dipadukan dengan sistem keamanan dengan pengenalan citra digital (Gonzalez, R.C. & Woods, R.E. 2003.), mendefinisikan citra adalah suatu gambaran atau kemiripan dari suatu objek. Citra analog tidak dapat direpresentasikan dalam komputer, sehingga tidak dapat diproses di komputer secara langsung. Tentu agar bisa diproses di komputer, citra analog harus dikonversi menjadi citra digital. Citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Sedangkan citra yang dihasilkan dari peralatan digital (citra digital) langsung bisa diolah oleh komputer karena, di dalam peralatan digital terdapat sistem sampling dan kuantisasi sedangkan peralatan analog tidak dilengkapi oleh kedua sistem tersebut.

Citra digital merupakan kesatuan dari berbagai elemen yang terdiri dari kecerahan (*brightness*), kontras (*contrast*), kontur (*contour*), warna (*color*), bentuk (*shape*), dan tekstur (*texture*). Secara garis besar citra dapat dibagi menjadi dua jenis, citra diam (*still image*) dan citra bergerak (*motion image*) (Gonzalez, 1992). Banyak peralatan elektronik yang menghasilkan citra digital misalnya *scanner*, kamera digital, mikroskop digital, dan pembaca sidik jari (*fingerprint reader*). Untuk dapat mengolah citra digital menjadi bentuk yang kita inginkan dapat digunakan beberapa macam Perangkat lunak, antara lain Adobe Photoshop dan GIMP (GNU Image Manipulation Program) menyajikan berbagai fitur untuk mengolah citra digital (Kadir et al., 2016).

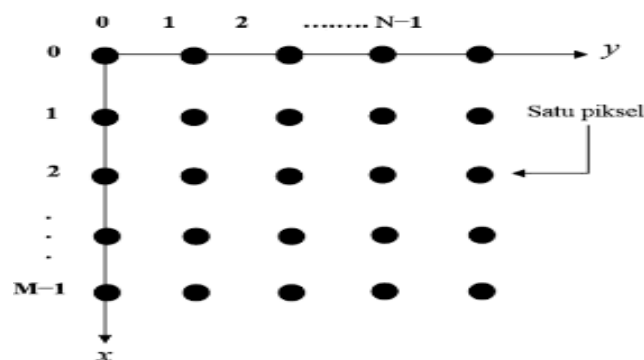
Menurut Asmara (2018), citra digital adalah representasi numerik dari citra dua dimensi. Nilai numerik yang direpresentasikan umumnya adalah nilai biner 8 bit. Nilai biner ini disimpan pada elemen citra yang sering disebut sebagai pixel. Citra digital berisi pixel yang jumlah baris dan kolomnya tetap. Pixel adalah elemen gambar terkecil dari citra digital. Pixel disimpan pada memori komputer sebagai map raster, yaitu array dua dimensi bertipe integer.

Sistem sampling adalah sistem yang mengubah citra kontinu menjadi citra digital dengan cara membagi citra analog menjadi M baris dan N kolom, sehingga menjadi citra diskrit. Semakin besar nilai M dan N, semakin halus citra digital yang dihasilkan. Pertemuan antara baris dan kolom disebut pixel.

Sistem kuantisasi adalah sistem yang melakukan perubahan intensitas analog ke intensitas diskrit, sehingga dengan proses ini dimungkinkan untuk membuat gradasi warna sesuai dengan kebutuhan (Gonzalez & Woods, 2003).

2.3. Representasi Citra Digital

Hasil sampling dan kuantisasi dari sebuah citra adalah bilangan real yang membentuk sebuah matriks M baris dan N kolom. Ini berarti ukuran citra $M \times N$. Secara umum, sistem koordinat yang dipergunakan untuk mewakili citra dalam teori pengolahan citra seperti digambarkan pada Gambar 2.1. Sebuah citra digital diwakili oleh matriks yang terdiri dari M baris dan N kolom, dimana perpotongan antara baris dan kolom disebut pixel. Pixel mempunyai dua parameter, yaitu koordinat dan intensitas atau warna. Nilai yang terdapat pada koordinat (x,y) adalah $f(x,y)$, yaitu besar intensitas atau warna dari pixel di titik itu (Gonzalez & Woods, 2003.).



Gambar 2.1 Sistem Koordinat yang Dipergunakan untuk Mewakili Citra

(Gonzales and Woods, 2003)

Artinya, sebuah citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks gambar 2.2 berikut:

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

Gambar 2.2 Matriks citra

(Gonzales and Woods, 2003)

Berdasarkan gambaran di atas, maka secara matematis citra digital dapat dituliskan sebagai fungsi intensitas $f(x,y)$, dimana x (baris) dan y (kolom) merupakan koordinat posisi dan $f(x,y)$ adalah nilai fungsi pada setiap titik (x,y) yang menyatakan besar intensitas citra atau tingkat keabuan atau warna dari piksel di titik tersebut.

Citra digital dapat ditampilkan pada berbagai macam perangkat lunak penampil citra (*image viewer*). *Web Browser* dapat menampilkan standart citra format internet secara langsung seperti *GIF*, *JPEG*, dan *PNG*. Beberapa *browser* dapat menampilkan *SVG* yang merupakan format standard *W3C*. Beberapa citra sains saat ini berukuran sangat besar (sebagai contoh 46 giga pixel ukuran citra dari *galaxy* BimaSakti, berukuran 194 GB). Pada *Microsoft visual studio C#*, citra digital akan ditampilkan oleh *control IDE PictureBox*.

2.4. Representasi Citra Grayscale

Citra digital keabuan memiliki gradasi warna mulai dari putih sampai hitam. Rentang warna pada grayscale image banyak digunakan dalam dunia kedokteran (X-ray). Grayscale merupakan hasil rata-rata dari color image dengan persamaan 2.1 :

$$I_{bw}(x,y) = \frac{I_R(x,y) + I_G(x,y) + I_B(x,y)}{3} \quad (2.1)$$

$I_R(x,y)$: merupakan nilai piksel R pada titik (x,y)

$I_G(x,y)$: merupakan nilai piksel G pada titik (x,y)

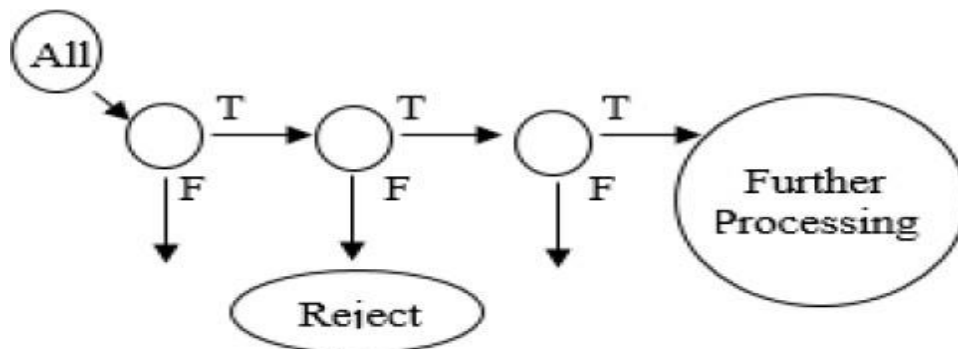
$I_B(x,y)$: merupakan nilai piksel B pada titik (x,y)

$I_{BW}(x,y)$: merupakan nilai piksel Black dan White pada titik (x,y) .

2.5. Haar Cascade Classifier

Haar Cascade Classifier merupakan sebuah *library* yang tersedia dalam Open-CV, dibangun di atas Bahasa C/C++ dengan *API (Application Programming Interface)* python. Haar Cascade mengkombinasikan tiga hal yang menjadi dasar. Pertama adalah memiliki satu *set* fitur yang luas dapat dihitung secara tepat dan cepat, hal ini dapat mengurangi variabilitas dalam satu kelas dan meningkatkan variabilitas antar kelas. Kedua adalah menerapkan algoritma yang memungkinkan pemilihan dari sebuah fitur dan pelatihan. Ketiga adalah membentuk Cascade secara bertahap

dengan hasil klasifikasi dan skemadeteksi yang lebih kompleks, cepat dan efisien. Struktur dari Haar Cascade Classifier bisa digambarkan pada Gambar 2.3.



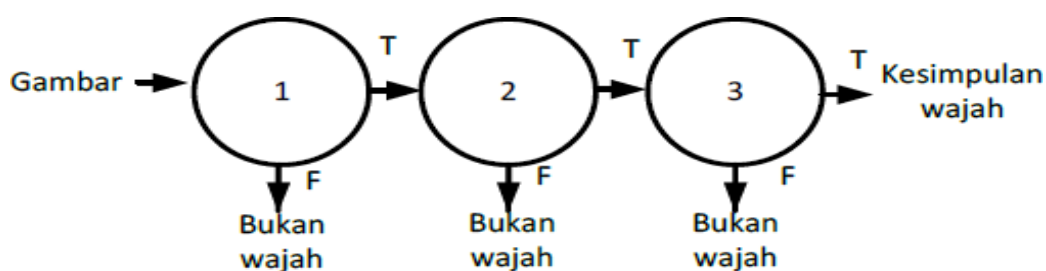
Gambar 2.3 Struktur dari *Cascade Classifier*

(Muhammad syarif, Wijanarto 2015)

Haar Cascade bisa dilatih untuk mendeteksi beberapa objek, yang harus kita lakukan adalah dengan menentukan area pada wajah yang memiliki kemungkinan tertinggi. Wajah tersebut memiliki kulit dan memiliki tingkat pixel warna pada kulit. Pemilihan teknik segmentasi dipilih untuk warna pixel pada wajah. Kemudian memvalidasinya dengan Haar Cascade Classifier, Jika pixel yang di validasi sesuai dengan geometriknya maka sistem telah menemukan wajah yang dimaksud, jika tidak sesuai maka sistem mengabaikannya.

Awalnya pengolahan citra hanya dengan melihat dari nilai RGB setiap piksel, namun metode ini ternyata tidaklah efektif. (Viola dan Jones, 2001) kemudian mengembangkannya sehingga terbentuk Haar Like Feature. Haar Like Feature memproses gambar dalam kotak-kotak, dimana dalam satu kotak terdapat beberapa pixel. Kotak-kotak berupa matriks kemudian diproses dan menghasilkan perbedaan nilai yang menandakan daerah gelap dan terang. Nilai-nilai inilah yang nantinya dijadikan dasar dalam pemrosesan citra. Cara menghitung nilai dari fitur ini adalah dengan mengurangkan nilai pixel pada area putih dengan pixel pada area hitam. Untuk mempermudah proses penghitungan nilai fitur, algoritma Haar menggunakan sebuah media berupa *Integral image*. *Integral image* adalah sebuah citra yang nilai tiap pixel merupakan penjumlahan dari nilai piksel kiri atas hingga kanan bawah. Sebagai contoh pixel (a,b) memiliki nilai akumulatif untuk semua pixel (x, y). Dimana $x \leq a$ dan $y \leq b$. Dalam menggunakan metode Haar Cascade ada beberapa jenis citra yang bisa diolah salah satunya yaitu grayscale.

Cascade Classifier merupakan step untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat dengan menghitung nilai Haar Feature secara banyak dan berulang-ulang. Pada Gambar 2.4 menampilkan alur kerja dari Cascade Classifier. Pada klasifikasi tahap 1, setiap sub citra akan diklasifikasikan dengan satu fitur, bila hasilnya tidak memenuhi kriteria, maka hasil ditolak. Pada klasifikasi tahap 2, setiap sub citra akan diklasifikasikan kembali dan jika didapatkan nilai *threshold* yang diinginkan, dilanjutkan ke tahap filter selanjutnya yaitu klasifikasi tahap 3. Hingga sub citra yang lolos akan berkurang hingga mendekati citra yang ada pada sampel.



Gambar 2.4 Alur metoda *Cascade Classifier*

(Wahyu S.J Saputra 2018)

2.6. OpenCV

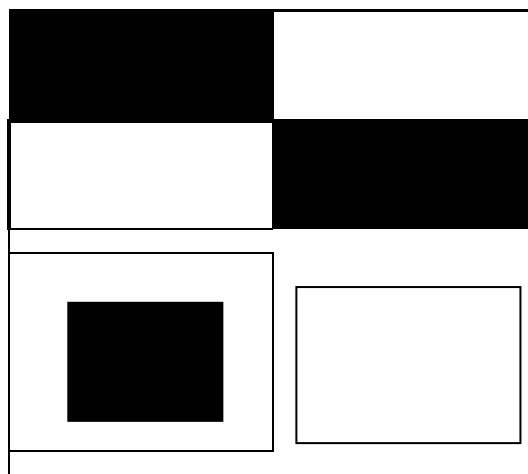
OpenCV merupakan singkatan dari Intel *Open Source Computer Vision Library* yang sekurang-kurangnya terdiri dari 300 fungsi-fungsi C, bahkan bisa lebih. *Software* ini gratis, dapat digunakan dalam rangka komersil maupun non komersil, tanpa harus membayar lisensi ke intel. OpenCV dapat beroperasi pada komputer berbasis Windows ataupun Linux. *Library* OpenCV adalah suatu cara penerapan bagi komunitas *open source vision* yang sangat membantu dalam kesempatan meng-*update* penerapan *computer vision* sejalan dengan pertumbuhan *PC* (*personal computer*) yang terus berkembang. *Software* ini menyediakan sejumlah fungsi-fungsi *image processing*, seperti halnya dengan fungsi-fungsi analisis gambar dan pola (Kadir *et al.*, 2016).

Beberapa contoh aplikasi dari OpenCV adalah pada *Human-Computer Interaction* (interaksi manusia komputer); *Object Indentification* (Identifikasi Objek), *Segmentation* (segmentasi) dan *Recognition* (pengenalan); *Face Recognition* (pengenalan wajah); *Gesture Recognition* (pengenalan gerak isyarat), *Motion*

Tracking (penjajakan gerakan), *Ego Motion* (gerakan ego), dan *Motion Understanding* (pemahaman gerakan); *Structure From Motion* (gerakan dari struktur); dan *Mobile Robotics* (robot-robot yang bergerak). Pengenalan wajah pada OpenCV menggunakan metode yang disebutkan oleh metode *Viola* dan *Jones*, juga disebut sebagai Haar Cascade Classifier. Pendekatan ini untuk mendeteksi objek dalam gambar dengan menggabungkan empat konsep yaitu:

- a. Segi empat sederhana, disebut dengan Haar feature.
- b. Sebuah Integral gambar untuk mempercepat menemukan *feature*.
- c. Metode *AdaBoost machine-learning*.
- d. Klasifikasi bertingkat untuk menyatukan banyaknya *feature* secara efisien.

Bentuk yang *Viola* dan *Jones* gunakan adalah berdasarkan Haar wavelets. Klasifikasi ini menggunakan gelombang segiempat tunggal (satu interval tinggi dan yang satunya interval rendah) dalam dua dimensi, gelombang persegi adalah pasangan dari segiempat yang berdekatan satu putih yang satunya hitam seperti pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Klasifikasi Haar digunakan dalam OpenCV

(Galang Aprilian 2021)

2.7. Local Binary Pattern Histogram (LBPH)

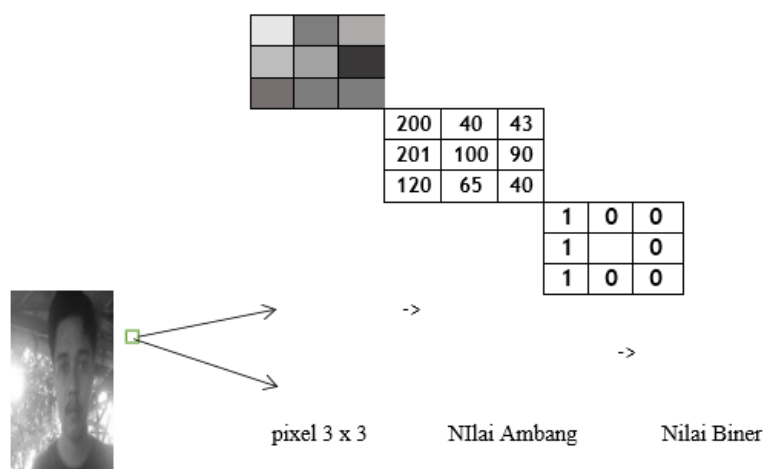
Local Binary Pattern (LBP) adalah salah satu dari metode yang terkenal dalam mengenali sebuah objek. Dalam hal ini, cara yang digunakan adalah membedakan objek dengan background. Local Binary Pattern Histogram (LBPH) adalah sebuah kombinasi

algoritma antara LBP dengan Histogram of Oriented Gradients (HOG). Pengenalan wajah adalah sebuah tahap lanjutan dalam pendeteksian wajah, pengenalan wajah bisa menggunakan template *matching* dengan menggunakan LBPH. Citra wajah yang diambil secara realtime menggunakan kamera akan dibandingkan dan dicocokkan menggunakan histogram yang sudah diekstraksi dengan citra wajah yang ada pada database.

Cara kerja LBP ditunjukkan pada Gambar 2.5 yang menjelaskan bahwa pixel yang berada di tengah diperoleh dengan cara membandingkan insensitasnya dengan insensitas pixel yang lain. Nilai dari pixel yang berada di tengah adalah ambang batas dari kedelapan pixel yang lainnya. Pada sebuah matriks tersebut nilai biner di tengah akan dibandingkan dengan nilai disekelilingnya. Jika nilai pada matriks tengah lebih tinggi dari nilai sekelilingnya, maka nilai matriks sekelilingnya akan bernilai '1' begitupun sebaliknya jika nilai pada matriks tengah lebih rendah dari nilai sekelilingnya, maka nilai matriks sekelilingnya akan bernilai '0'. Kemudian dihitung nilai histogram untuk membandingkan dan mencocokkan wajah yang ada pada kamera dengan yang ada di database. Di bawah ini adalah persamaan 2.2 untuk menghitung nilai histogramnya.

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^n (hist1i - hist2i)^2} \quad (2.2)$$

Nilai D adalah pembanding citra wajah di database dengan yang ada di kamera. Adapun cara kerja *Local Binary Pattern* adalah seperti pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Cara Kerja Original Local Binary Pattern

(Jia 2012)

Untuk mencari nilai *threshold* di dapat dengan cara sebagai berikut : Nilai *threshold* = $(40+90+43+40+200+201+120+65)/8 = 99,8 \sim 100$

Jika nilai pixel sekitar < 100 , maka nilai binernya = 0 dan sebaliknya adalah 1 seperti pada matriks diatas.

Secara umum LBP dapat didefinisikan sebagai perbandingan nilai biner pixel pada pusat citra dengan 8 nilai pixel disekelilingnya. Sebagai contoh pada sebuah citra berukuran 3×3 , nilai biner pada pusat citra dibandingkan dengan nilai sekelilingnya. Dari gambar 2.6 citra 3×3 piksel maka didapat nilai pattern hasil *threshold* (nilai ambang) ke bentuk binari yaitu : 00001110

2.8. Mengukur Kinerja Metode dengan *Confusion Matrix*

Pengukuran terhadap kinerja suatu sistem merupakan hal yang penting dimana kinerja sistem menggambarkan seberapa baik sistem dalam pengolahan data. *Confusion matrix* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode. Pada dasarnya *confusion matrix* mengandung informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya.

Berdasarkan jumlah keluaran kelasnya, sistem dapat dibagi menjadi 4 (empat) jenis yaitu klasifikasi *binary*, *multi-class*, *multi-label* dan *hierarchical*. Pada klasifikasi *binary*, data masukan dikelompokkan ke dalam salah satu dari dua kelas. Jenis klasifikasi ini merupakan bentuk klasifikasi yang paling sederhana dan banyak digunakan. Contoh penggunaannya antara lain dalam sistem yang melakukan deteksi orang atau bukan, sistem deteksi kendaraan atau bukan, dan sistem deteksi pergerakan atau bukan.

Sementara itu, pada bentuk klasifikasi *multi-class*, data masukan diklasifikasikan menjadi beberapa kelas. Sebagai contoh sistem yang dapat mengklasifikasikan jenis kendaraan seperti sepeda, sepeda motor, mobil, bus, truk, dan sebagainya. Bentuk klasifikasi *multi-label* pada dasarnya sama dengan *multi-class* dimana data dikelompokkan menjadi beberapa kelas, namun pada klasifikasi *multi-label*, data dapat dimasukkan dalam beberapa kelas sekaligus. Bentuk klasifikasi yang terakhir adalah *hierarchical*. Data masukan dikelompokkan menjadi beberapa kelas, namun kelas tersebut dapat dikelompokkan kembali menjadi kelas-kelas yang lebih sederhana secara hirarkis. Contohnya dalam penelitian ini, arah pergerakan dikelompokkan

menjadi 12 arah pergerakan yang tentunya dapat disederhanakan menjadi 4 arah. Pada pengukuran kinerja menggunakan *confusion matrix*, terdapat 4 (empat) istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi. Keempat istilah tersebut adalah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Nilai *True Negative* (TN) merupakan jumlah data negatif yang terdeteksi dengan benar, sedangkan *False Positive* (FP) merupakan data negatif namun terdeteksi sebagai data positif. Sementara itu, *True Positive* (TP) merupakan data positif yang terdeteksi benar. *False Negative* (FN) merupakan kebalikan dari *True Positive*, sehingga data positif, namun terdeteksi sebagai data negatif. Pada jenis klasifikasi *binary* yang hanya memiliki 2 keluaran kelas, *confusion matrix* dapat disajikan seperti pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Klasifikasi *confusion matrix*

Kelas	Terklasifikasi Positif	Terklasifikasi Negatif
Positif	TP (True Positive)	FN (False Negative)
Negatif	FP (False Positive)	TN (True Negative)

Berdasarkan nilai *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Positive* (TP) dapat diperoleh nilai akurasi, presisi dan *recall*. Nilai akurasi menggambarkan seberapa akurat sistem dapat mengklasifikasikan data secara benar. Dengan kata lain, nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data. Nilai akurasi dapat diperoleh dengan Persamaan 2.3. Nilai presisi menggambarkan jumlah data kategori positif yang diklasifikasikan secara benar dibagi dengan total data yang diklasifikasi positif. Presisi dapat diperoleh dengan Persamaan 2.4 Sementara itu, *recall* menunjukkan berapa persen data kategori positif yang terklasifikasikan dengan benar oleh sistem. Nilai *recall* diperoleh dengan Persamaan berikut.

$$Akurasi = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) * 100\% \dots\dots\dots (2.3)$$

$$Precision = (TP / (TP + FP)) * 100\% \dots\dots\dots (2.4)$$

$$Recall = (TP / (TP + FN)) * 100\% \dots\dots\dots (2.5)$$

dimana:

1. TP adalah *True Positive*, yaitu jumlah data positif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
2. TN adalah *True Negative*, yaitu jumlah data negatif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
3. FN adalah *False Negative*, yaitu jumlah data negatif namun terklasifikasi salah oleh sistem.
4. FP adalah *False Positive*, yaitu jumlah data positif namun terklasifikasi salah oleh sistem

2.9. Parameter Pengujian Sistem

Pengujian sistem pengenalan wajah bermasker perlu dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dalam pemanfaatannya. Kondisi yang dilakukan memiliki parameter pengujian, seperti, Wajah tanpa masker, wajah mengenakan masker N95, wajah mengenakan masker jenis atau warna berbeda, wajah mengenakan masker dengan posisi kemiringan. Pengujian dilakukan membagi jumlah pengujian berhasil/jumlah sampel pengujian selanjutnya dikalikan dengan 100 persen. Berikut ini rumus yang digunakan untuk mengetahui hasil akurasi pengenalan wajah bermasker:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Data Uji Yang Sukses}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\% \quad (2.6)$$

Selanjutnya, kesalahan sistem dalam mengenali wajah bermasker baik itu dalam pengenalan identitas dari dataset yang telah dilakukan pelatihan (*training*) sebelumnya maupun pengujian pengenalan identitas wajah bermasker yang tidak terdapat dalam dataset dapat dilakukan pengukuran parameter pengujian dengan menggunakan rumus *False Acceptance Rate (FAR)*, sebagai berikut :

$$\text{FAR} = \frac{\text{Jumlah Data Uji Yang Gagal}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\% \quad (2.7)$$

2.10. Penelitian Terkait

Untuk mendukung penelitian ini, Penulis merujuk ke penelitian terkait yang telah dilakukan sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh Abidin, (2021) yang berjudul Deteksi wajah yang lebih cepat menggunakan algoritma *Convolutional Neural Networks & Viola dan Jones*, dimana dilakukan pendeteksian wajah dengan Deteksi Wajah Menggunakan Metode *Haar Cascade Classifier* Berbasis *webcam* Pada *Matlab Algoritme Viola dan Jones* lebih tua tetapi mengingat kebutuhan memori minimalnya maka lebih mudah diimplementasikan

Pada penelitian Dewi, I. S. & Chandra, A. Y. (2021) yang berjudul Prototipe Sistem Deteksi Suhu Tubuh Dan Masker Wajah Menggunakan Algoritma *Local Binary Pattern* dan Arduino Nano dengan hasil pengujian prototipe ini menunjukkan tingkat akurasi skor F1 0.99 untuk deteksi masker dan pengukuran suhu tubuh secara real time setiap detik dengan satuan derajat celcius (°C) dengan rata-rata presentase *error* tertinggi 3.10% pada jarak 4 meter.

Sedangkan pada penelitian Utami, F., Suhendri, Mujib, M. A. (2021) yang berjudul Implementasi Algoritma *Haar Cascade* pada Aplikasi Pengenalan Wajah dimana hasil penelitiannya adalah nilai akurasi pengenalan wajah sebesar 80,5%.

Penelitian lain Kurnia, A. S., Safitri, I. & Fu'adah, R. Y. N. 2021 yang berjudul deteksi masker wajah pada pengguna motor menggunakan metode *Local Binary Pattern (Lbp)* dan *K- Nearest Neighbor (K-NN)* menunjukkan bahwa proses pengujian pada penelitian ini terdiri dari dua pengujian utama, yaitu pengujian unit dan pengujian akurasi. Pengujian unit dilakukan dengan black box testing. Pada pengujian akurasi diperoleh akurasi sebesar 96% dengan FAR sebesar 0% dan FRR sebesar 4,16%

Penelitian oleh Cahu S., Banjarnahor J., Irfansyah D., Kumala S. & Banjarnahor J., 2019 yang berjudul Analisis Pendeteksian Pola Wajah Menggunakan Metode *Haar Like Feature* menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan pencatatan kehadiran mahasiswa berdasarkan pola wajah dari masing-masing mahasiswa sebesar 70.43%. Adapun penelitian terdahulu diatas dapat dilihat seperti pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu

Peneliti	Judul Penelitian	Keterangan
Abidin, S. 2021.	Deteksi Wajah Menggunakan Metode <i>Haar Cascade Classifier Berbasis webcam</i> Pada <i>Matlab</i>	Metode <i>Haar Cascade Classifier</i> sangat ideal digunakan untuk deteksi wajah secara realtime yang di capture dari <i>webcam</i> laptop
Dewi, I. S.&Chandra, A. Y. 2021.	Prototipe Sistem Deteksi Suhu Tubuh Dan Masker Wajah Menggunakan Algoritma <i>Local Binary Pattern</i> dan <i>Arduino Nano</i>	Hasil dari pengujian prototipe ini menunjukan tingkat akurasi skor F1 0.99 untuk deteksi masker dan pengukuran suhu tubuh secara <i>real time</i> setiap detik dengan satuan derajat celcius (C) dengan rata - rata presentase <i>error</i> tertinggi 3.10%
Utami, F., Suhendri, Mujib, M. A. 2021	Implementasi Algoritma <i>Haar Cascade</i> pada Aplikasi Pengenalan Wajah	Nilai akurasi pengenalan wajah sebesar 80,5%
Kurnia, A. S., Safitri, I. & Fu'adah, R. Y. N.2021.	Deteksi Masker Wajah Pada Pengguna Motor Menggunakan Metode <i>Local Binary Pattern (Lbp)</i> Dan <i>K- Nearest Neighbor (K-NN)</i> .	Proses pengujian pada penelitian ini terdiri dari dua pengujian utama, yaitu pengujian unit dan pengujian akurasi. Pengujian unit dilakukan dengan <i>black box testing</i> . Pada pengujian akurasi Diperoleh akurasi sebesar 96% dengan FAR sebesar 0% dan FRR sebesar 4,16%
Cahu S., Banjarnahor J., Irfansyah D.,Kumala S. & Banjarnahor J., 2019	Analisis Pendeteksian Pola Wajah Menggunakan Metode <i>Haar Like Feature</i> .	Dari hasil pengujian, tingkat keberhasilan pencatatan kehadiran mahasiswa berdasarkan pola wajah dari masing-masing mahasiswa sebesar 70.43%.

Peneliti	Judul Penelitian	Keterangan
Ramadini, Febrin Ludia & Haryatmi, Emy (2022)	Penggunaan Metode Haar Cascade Classifier dan LBPH Untuk Pengenalan Wajah Secara Realtime	Tampilan pengenalan wajah menggunakan sistem realtime dimana nama yang ditampilkan sesuai dengan orang yang tepat berdiri didepan kamera laptop pada saat itu. Keberhasilan sistem ini sebesar 88,42%.
Hadi, <i>et al.</i> (2022)	Human Face Identification Using Haar Cascade Classifier and LBPH Based on Lighting Intensity	Hasil penelitian menunjukkan bahwa berdasarkan 30 set gambar yang diuji dalam kondisi terang kondisi, sistem mampu mengenali identitas wajah hingga 62%, kondisi normal 51% dan kondisi gelap 46%
Chilap, <i>et al.</i> (2022)	Haar Cascade Algorithm And Local Binary Pattern Histogram LBPH Algorithm In Face Recognition	Di dalam makalah ini dijelaskan keseluruhan operasi algoritma Harr Cascade dan algoritma LBPH Local Binary Pattern Histogram. Algoritma ini berguna secara efektif dalam teknologi Pengenalan Wajah.
Saraswati, <i>et al.</i> (2023)	Face Recognition Menggunakan Metode Haar Cascade Classifier Dan Local Binary Pattern Histogram	Pengujian secara real time dilakukan sebanyak 75 kali dengan jarak 30 cm, 50 cm, dan 100 cm. Penggunaan metode Haar Cascade Classifier dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) untuk mendeteksi wajah secara real time mendapatkan akurasi sebesar 90%.

Penelitian pengenalan wajah dilakukan dengan mengambil nilai ekstraksi ciri dari setiap wajah dan disimpan ke dalam database untuk dilakukan pengenalan wajah. Pada penelitian ini dilakukan implementasi metode *Haar Cascade* dan *Local Binary Pattern Histogram (LBPH)* untuk pengenalan wajah bermasker dengan cara menghitung jarak antar nilai histogram wajah-wajah pada database wajah dengan nilai histogram citra pengujian dimana hasil pengenalan wajah adalah wajah dengan jarak terkecilnya. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu adalah digunakannya dua model pendeteksian Haar Cascade yaitu deteksi frontal wajah (wajah bagian depan) dan deteksi fitur - fitur dari mata karena tidak tersedianya fitur – fitur lain dari wajah yang disebabkan oleh tertutupnya wajah dengan masker.

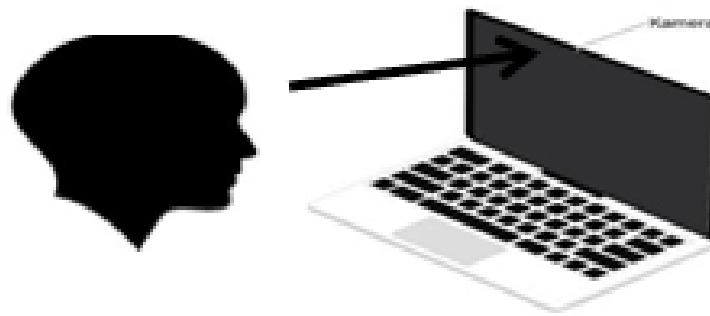
BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN

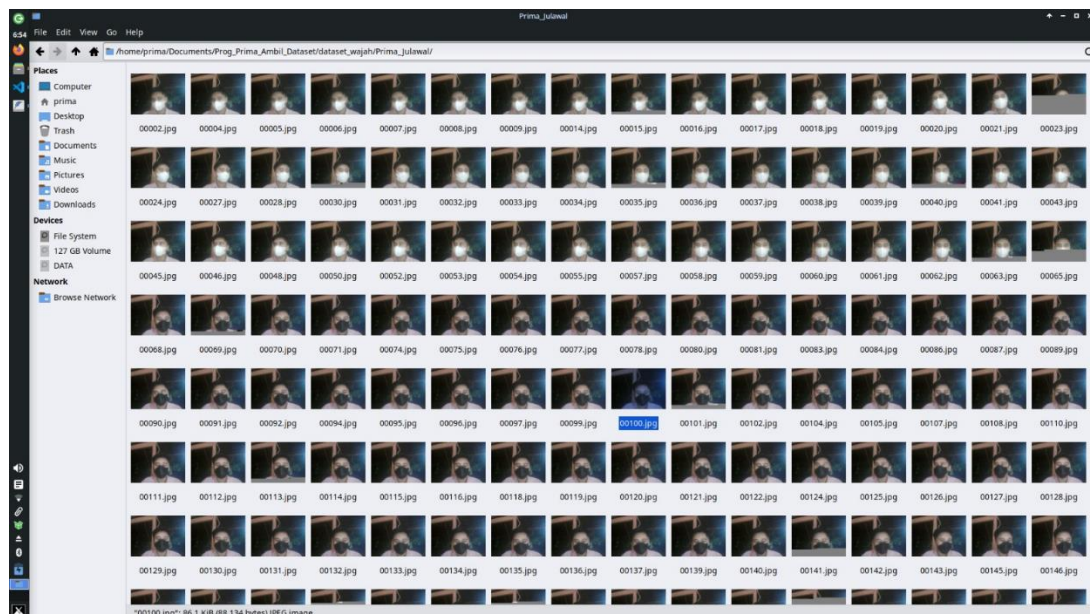
Bagian bab berikut akan menjelaskan mengenai perancangan sistem dalam implementasi sistem pengenalan wajah bermasker yang akan mengenali individu dengan menggunakan metode *Local Binary Pattern Histogram*, namun sebelumnya dilakukan *preprocessing* terhadap citra yang dijadikan dataset. keseluruhan dataset yang telah diambil melalui kamera *webcam* akan dilakukan proses deteksi ada atau tidaknya objek wajah pada citra awal yang telah diambil. Proses deteksi ini menggunakan metode *Haar Cascade*, sehingga akan didapatkan citra wajah untuk data latih yang akan diimplementasikan pada pengenalan wajah bermasker secara *realtime*.

3.1. Data yang Digunakan`

Dalam penelitian ini, hal yang utama adalah pengumpulan data yang disebut juga dataset berupa citra wajah yang diambil atau *capture* melalui kamera *webcam* (Asus X411UNV) secara *realtime* dengan resolusi 640 x 480 piksel. Setiap gambar yang di ambil memiliki ekstensi JPG. Data set adalah, Bahan uji suatu program untuk dijadikan sebagai media pembelajaran dan dataset dapat di tambahkan, dihapus atau memperbarui di dalam memori laptop. Setiap individu diambil 300 *frame* yang akan di ambil terlebih dahulu adalah wajah tanpa menggunakan masker dan nantinya akan di identifikasi oleh sistem *Haar Cascade*. Setiap objek yang di ambil meliputi, jenis masker yang di gunakan, jarak individu ke *webcam* laptop dan segala aspek yang bisa mempengaruhi hasil akhir dari penelitian ini.



Gambar 3.1 Proses pengambilan dataset



Gambar 3.2 Dataset

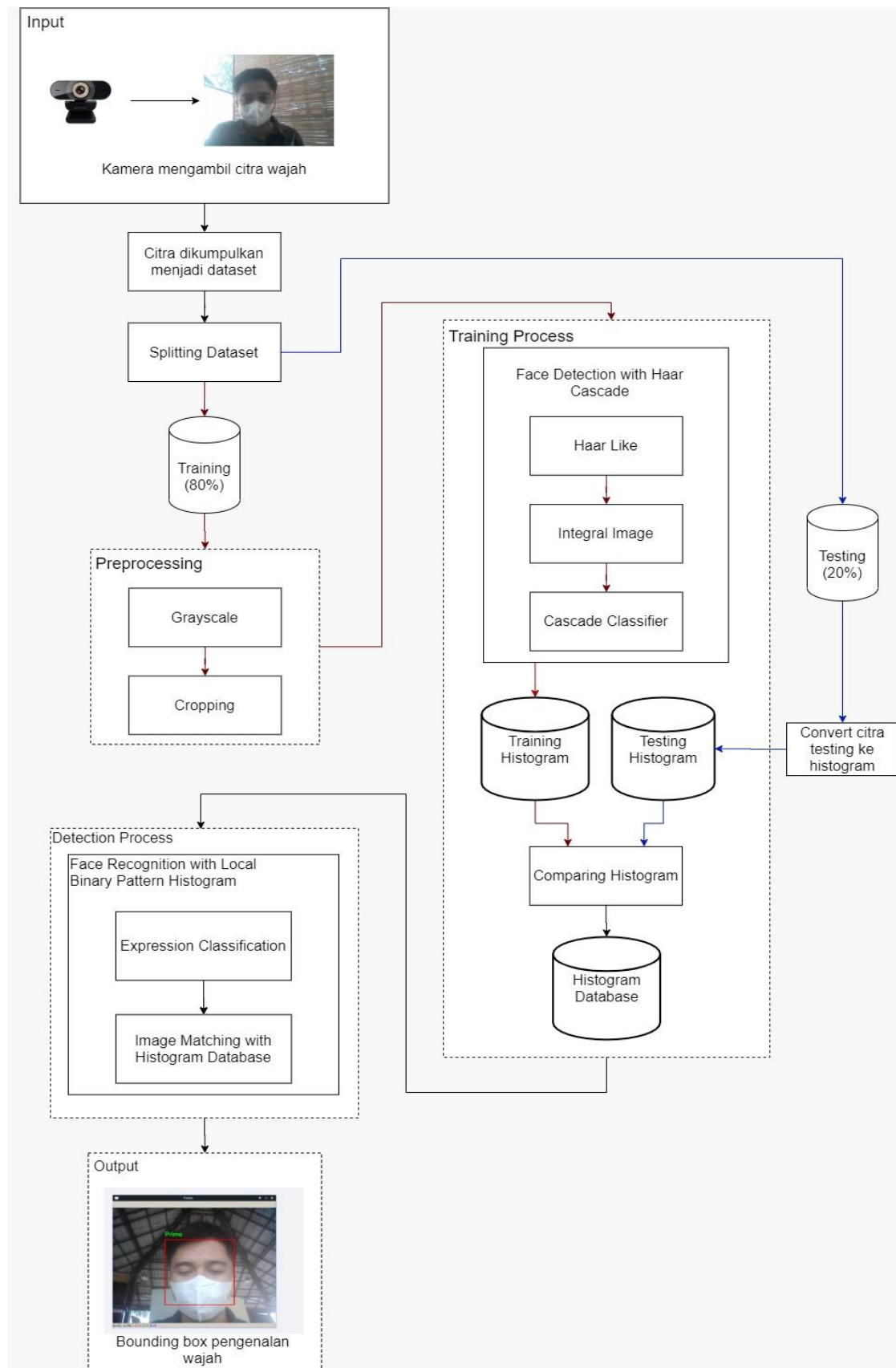
Citra yang diambil (*capture*) melalui kamera *webcam* adalah 15 individu dimana masing - masing diambil sebanyak 300 *frame* citra untuk digunakan sebagai dataset awal untuk proses deteksi ada atau tidak objek wajah pada citra tersebut, sehingga total keseluruhan citra sebanyak 4500 *frame*. pada tabel 3.1 merupakan data 15 individu yang telah dilakukan proses pengambilan dataset awal.

Tabel 3.1 Dataset Wajah

No	Nama Individu	Total Citra
1	Prima Julawal	300
2	Alfy	300
3	Deopranata	300
4	Faraspolem	300
5	Irfanjaya	300
6	Novibachmid	300
7	Nuruladina	300
8	Rikana Surbakti	300
9	Phegin	300
10	Sai Situmorang	300
11	Maulana P. R.	300
12	Riyo Santo	300
13	Jonathan S.	300
14	Aldo Ndun	300
15	Mirna Sipakdu Tampubolon	300
Total		4500

3.2. Arsitektur Umum

Dalam penelitian ini citra wajah diambil melalui kamera. Lalu dikumpulkan menjadi dataset. Dilakukan *preprocessing* berupa proses *grayscale* dan *cropping*. Citra hasil *preprocessing* ditraining menggunakan Haar Cascade. Dalam proses training ini, digunakan fitur – fitur Haar Cascade seperti Haar Like, Integral Image, dan Cascade Classifier. Setelahnya dilakukan proses deteksi dengan menggunakan Local Binary Pattern Histogram. Dalam Local Binary Pattern Histogram ini terjadi proses Express Classification dan Image Matching. Lebih jelasnya arsitektur umum ini dapat dilihat di gambar 3.3.



Gambar 3.3 Arsitektur umum

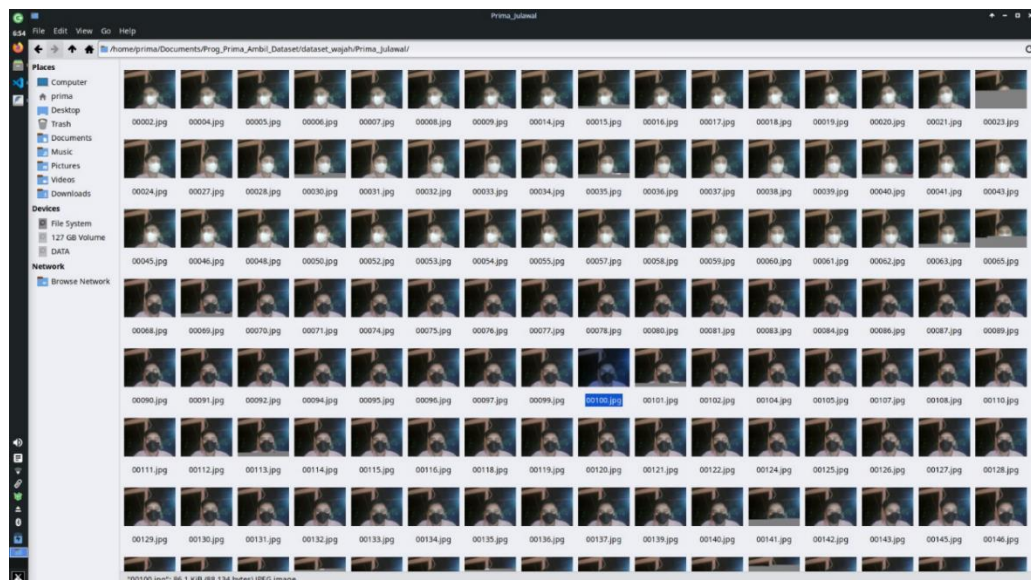
3.2.1. Input

Merupakan proses pengambilan citra masukan berupa citra yang diambil atau di capture melalui kamera webcam yang digunakan sebagai dataset awal citra masukan, berupa pengambilan atau capture citra melalui kamera webcam sebanyak 300 frame sebanyak 15 individu dan hasil deteksi citra wajah digunakan sebagai dataset untuk pelatihan data citra wajah, gambar dibawah ini merupakan contoh citra masukan. Data awal yang digunakan tanpa menggunakan masker dikarekan untuk menjadi data training yang akan di lakukan oleh sistem untuk mengidentifikasi wajah secara real time.

Citra lalu displit menjadi 80:20. Citra training sejumlah 3600 citra dan testing sejumlah 900 citra. Kemudian citra testing diubah menjadi histogram testing.



Gambar 3.4 Citra Masukan



Gambar 3.5 Dataset yang diambil

3.2.2. Preprocessing

Pada tahapan preprocess dilakukan untuk mengubah dataset citra awal agar lebih efisien yang tujuannya memperoleh hasil akurasi pada saat pengujian sistem pengenalan wajah bermasker, dengan cara melakukan proses deteksi objek wajah pada citra awal, sehingga mengurangi objek lain yang bukan wajah pada dataset yang baru dengan melakukan proses deteksi menggunakan algoritma Haar Cascade Classifier. Jika pada citra awal terdeteksi objek wajah maka akan dilakukan penyimpanan citra wajah, sampai ke seluruh dataset citra awal selesai dilakukan deteksi citra wajah. Citra awalnya memiliki komposisi intensitas warna citra diatas Red, Green, Blue (RGB), yang memiliki nilai 8 bit dengan kombinasi bilangan biner dari rentang 00000000 sd 11111111 atau dapat juga direpresentasikan dalam bilangan desimal yaitu 0 sd 255. Dapat dilihat contoh nilai piksel rgb pada tabel 3.2.

Tabel 3.2 Contoh nilai citra RGB


R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B
220	34	110	190	56	78	90	54	178	253	229	189	193	44	36
200	234	67	78	90	12	100	110	120	167	56	45	78	30	56
100	110	120	170	167	56	45	78	30	89	70	110	99	45	67
44	78	90	23	167	56	45	78	30	12	100	110	120	167	56
34	110	190	54	178	253	229	78	30	89	70	110	99	45	67

Beberapa tahapan yang dilakukan, sebagai berikut :

a. Grayscale

Intensitas citra yang mulanya RGB dilakukan proses peubah nilai intensitas ke nilai keabuan (*grayscale*) dengan menggunakan persamaan 2.1

$$I_{bw}(x, y) = \frac{I_R(x, y) + I_G(x, y) + I_B(x, y)}{3} \quad (2.1)$$



R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B
220	34	110	190	56	78	90	54	178	253	229	189	193	44	36
200	234	67	78	90	12	100	110	120	167	56	45	78	30	56
100	110	120	170	167	56	45	78	30	89	70	110	99	45	67
44	78	90	23	167	56	45	78	30	12	100	110	120	167	56
34	110	190	54	178	253	229	78	30	89	70	110	99	45	67

Gambar 3.6 Konversi RGB

$$f(1, 1) = \frac{(220 + 34 + 110)}{3} = 121$$


$$f(1, 2) = \frac{(190 + 56 + 78)}{3} = 108$$

$$f(1, 3) = \frac{(90 + 54 + 178)}{3} = 107$$

$$f(1, 4) = \frac{(253 + 229 + 189)}{3} = 224$$

$$f(1, 5) = \frac{(193 + 44 + 36)}{3} = 91$$

Sehingga hasil perhitungan konversi citra RGB ke *grayscale* dapat dilihat pada gambar 3.7.



121	108	107	224	91
167	60	110	89	55
110	131	51	90	70
71	82	51	74	114
111	162	112	90	70

Gambar 3.7 Konversi nilai RGB ke grayscale

b. *Cropping* Citra Wajah

Tahapan *cropping* yang diterapkan dalam penelitian ini bertujuan sebagai mekanisme pengubahan ukuran piksel citra dengan cara memperkecil ukuran citra dengan tujuan agar citra dapat dikelola dengan baik. Setiap area objek wajah yang ada pada citra awal, akan dilakukan deteksi citra wajah ada atau tidak, kemudian dilakukan proses *cropping* citra wajah tersebut. dengan menggunakan *opencv* dan menyimpan hasil citra *cropping* tersebut. Dalam proses penyimpanan hasil citra *cropping* berekstensi *.jpg dan diberi label nama identitas wajah. Gambar 3.7 merupakan hasil citra *cropping* dan akan digunakan untuk data latih (*training*).



Gambar 3.8 Hasil *Cropping* Citra Wajah

3.2.3. Training

Pada proses ini, dataset akan ditraining dengan menggunakan algoritma Haar Cascade. Algoritma ini mengekstraksi informasi pada ekspresi wajah untuk membedakan wajah pada setiap gambar.

a. Haar Like Feature

Feature rectangular dibuat dalam bentuk persegi atau persegi panjang berwarna hitam dan putih. Daerah dibagi menjadi 8×8 . Lalu diambil satu piksel untuk menjadi pembanding. Jika nilai tetangga \geq nilai pembanding = 1, Jika nilai tetangga $<$ nilai pembanding = 0, threshold sama dengan hasil nilai sekeliling dikurang dengan nilai piksel tengah.

b. Integral Image

Hasil piksel yang sudah diambil dari nilai haar like feature kemudian dikalkulasikan dan dievaluasi dengan gambar integral. Piksel tertentu pada gambar integral adalah jumlah semua piksel di sebelah kiri dan semua piksel di atasnya.

c. Cascade Classifier

Setelah nilai didapatkan, dilakukan klasifikasi secara cascade. Ada 6000+ dan 38 tahapan yang dilakukan menggunakan cascade classifier. Ketika tahapan pertama cocok, maka tahapan selanjutnya dihentikan. Proses ini dilakukan berulang hingga fitur – fitur wajah didapatkan. Fitur yang ditekankan pada klasifikasi ini adalah fitur wajah bagian pipi atas dan mata.

3.2.4. Pembuatan histogram training

Setelah mendapatkan nilai pada gambar, nilai tersebut disimpan ke dalam database. Setiap gambar memiliki database histogram dalam format xml. Proses ini akan membuat histogram training untuk model serta membandingkannya dengan histogram testing yang sudah dibuat untuk menguji model histogram training. Setelahnya histogram final untuk database di-*generate*.

3.2.5. Proses deteksi

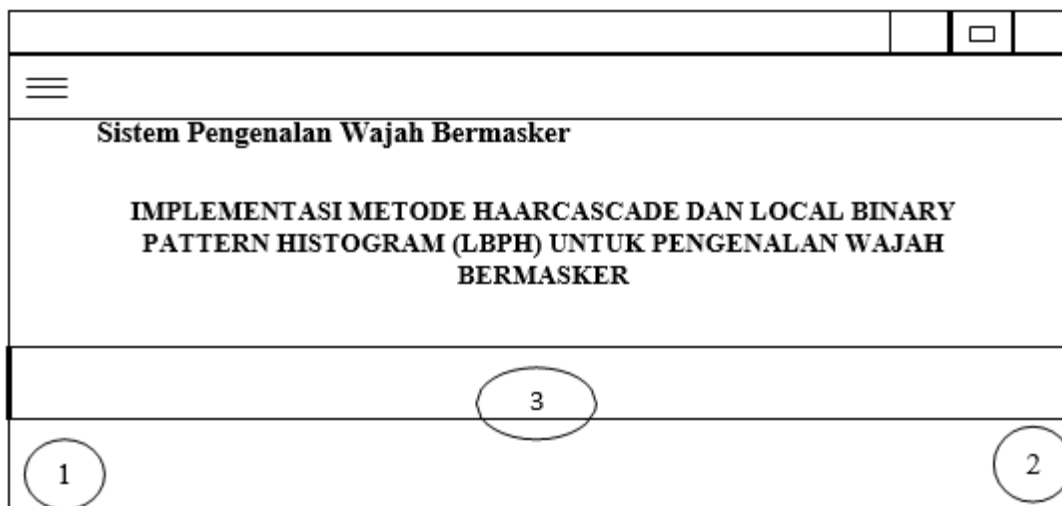
Setelah proses training menggunakan Haar Cascade berhasil (dapat dilihat pada 3.2.3), dilakukan deteksi secara real time dengan algoritma Local Binary Pattern Recognition. Dilakukan proses klasifikasi ekspresi lalu gambar di-match dengan hasil yang sudah tersimpan di dalam database.

Ekstraksi ciri ekspresi menggunakan *Local Binary Pattern Histogram* dilakukan dengan cara mendefinisikan parameter (radius, ketetanggaan piksel, *grid x* dan *grid y*) yang untuk proses *LBPH*. Jika tidak memiliki parameter khusus maka akan menggunakan parameter *default* yang sudah tersedia pada *library*.

Selanjutnya dilakukan *image matching* dengan database histogram yang telah dibuat sebelumnya. Proses ini dilakukan agar wajah dapat dideteksi dan diketahui siapa identitas pemilik wajahnya.

3.3. Perancangan Antarmuka Sistem





Adapun perancangan sistem pengenalan identitas wajah bermasker pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.9



Gambar 3.9 Rancangan antarmuka sistem

Tabel 3.3 memaparkan keterangan dari setiap tombol yang ada pada rancangan tampilan program.

Tabel 3.3 Keterangan rancangan tombol

No	Tombol	Fungsi
1		Perancangan tombol garis segitiga yang nantinya berfungsi untuk mengganti tampilan sistem dengan perubahan mode warna.
2		Perancangan tombol pada sistem yang berfungsi untuk pengambilan dataset baru.
3		Perancangan tombol yang berfungsi untuk melatih dataset wajah.
4		Perancangan tombol yang berfungsi untuk melakukan pengenlana wajah bermasker secara <i>realtime</i>

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN HASIL PENELITIAN

4.1. Spesifikasi Kebutuhan Aplikasi

Pengujian dilakukan dengan menggunakan *hardware* & perangkat lunak sebagai berikut :

4.1.1. Kebutuhan Perangkat Keras

Perangkat keras yang akan digunakan adalah :

1. Laptop dengan spesifikasi :
 - a. Merk : Asus Vivobook S14
 - b. Prosesor : Intel® Core™ i5-8250U Processor 1.6 GHz (6M Cache, up to 3.4 GHz, 4 cores)
 - c. Memori : 8GB DDR4 on board
 - d. *Storage* : 1 TB HDD
128 GB SSD M2 NVME

4.1.2. Kebutuhan Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang dibutuhkan adalah :

1. Sistem Operasi : Windows 10 Pro 64-bit
Debian GNU/Linux 11 (bullseye)
2. Bahasa Program : Python 3.9.2
3. *Library* : Tensorflow 2.9.0
Opencv 4.7.0.72
Tflite 2.10
4. *Text Editor* : Visual Studio Code
Google Colab

4.2. Implementasi Sistem

Implementasi merupakan tahapan proses desain perancangan antarmuka (interface) sistem dan pengujian metode Local Binary Pattern Histogram dalam melakukan pengenalan wajah bermasker.





Gambar 4.1 Antarmuka awal sistem

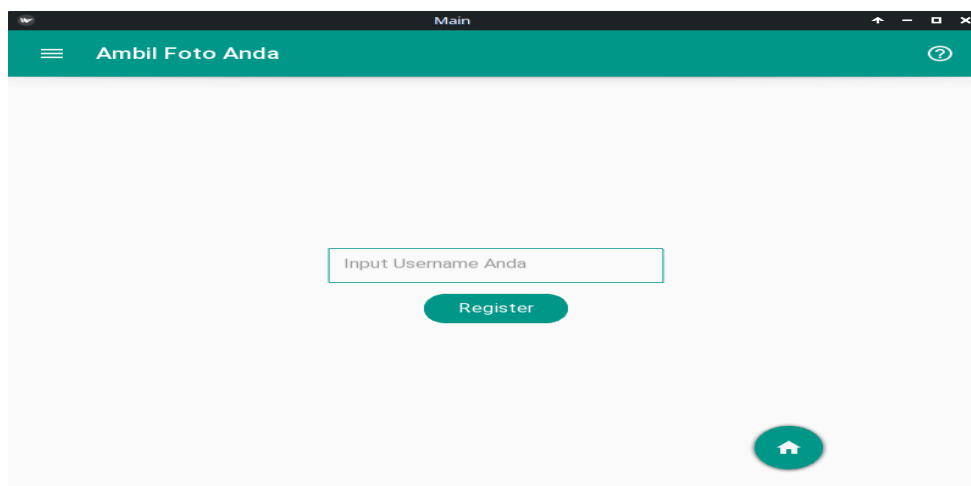
Pada gambar 4.1 diatas, merupakan tampilan utama desain antarmuka implementasi metode *Haar Cascade* dan *Local Binary Pattern Histogram* untuk pengenalan wajah bermasker, terdapat berbagai fungsi tombol seperti tabel 4.1 di bawah ini.

Tabel 4.1 Fungsi tiap tombol pada antarmuka

No	Nama Tombol	Ikon	Fungsi
1	<i>Uix.button</i> (Tema)		merubah tampilan tema
2	<i>Uix.button</i> (Register)		pengambilan dataset baru

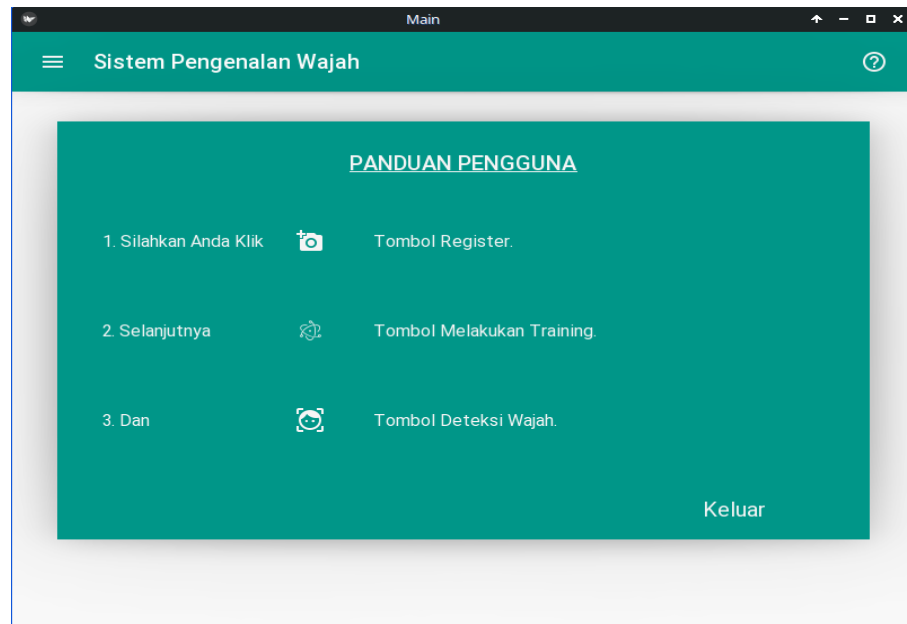
No	Nama Tombol	Ikon	Fungsi
3	<i>Uix.button</i> (Pelatihan Data Wajah)		pelatihan dataset
4	<i>Uix.button</i> (Pengenalan Wajah)		pengenalan wajah bermasker
5	<i>Uix.button</i> (Bantuan)		sebagai bantuan pada sistem, yang berisi keterangan cara penggunaanya

Berikut tampilan sub menu fungsi tombol pada antarmuka sistem :



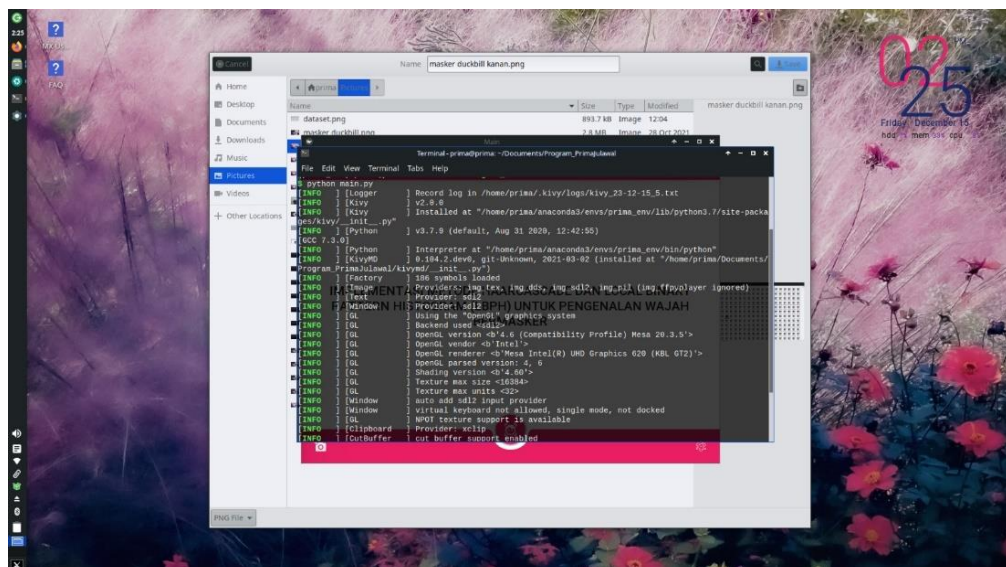
Gambar 4.2 Antarmuka pengambilan dataset

Ketika tombol *Uix.button*(Register) di klik, maka akan muncul tampilan seperti diatas, fungsinya untuk pendaftaran pengguna baru dan proses pengambilan dataset, nantinya pengguna memasukkan username yang akan dibuatkan label untuk citra wajah pengguna baru.



Gambar 4.3 Tampilan bantuan sistem

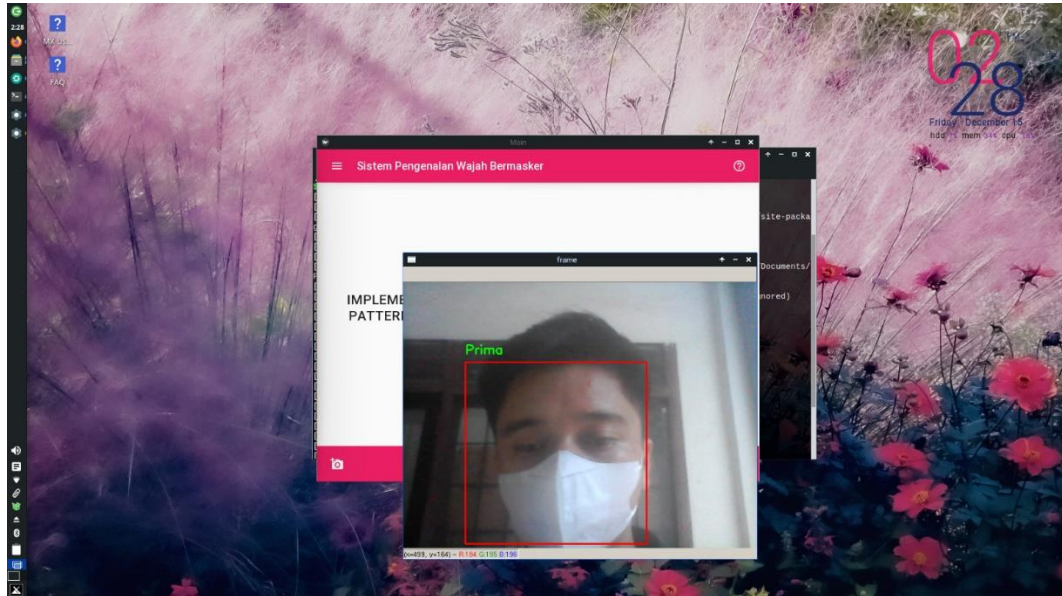
Ketika tombol *Uix.button*(Bantuan) di klik, maka akan tampil layar seperti diatas yang fungsinya sebagai menu bantuan bagi pengguna sistem pengenalan wajah bermasker. Pada gambar 4.4 terlihat ketika program dijalankan di terminal.



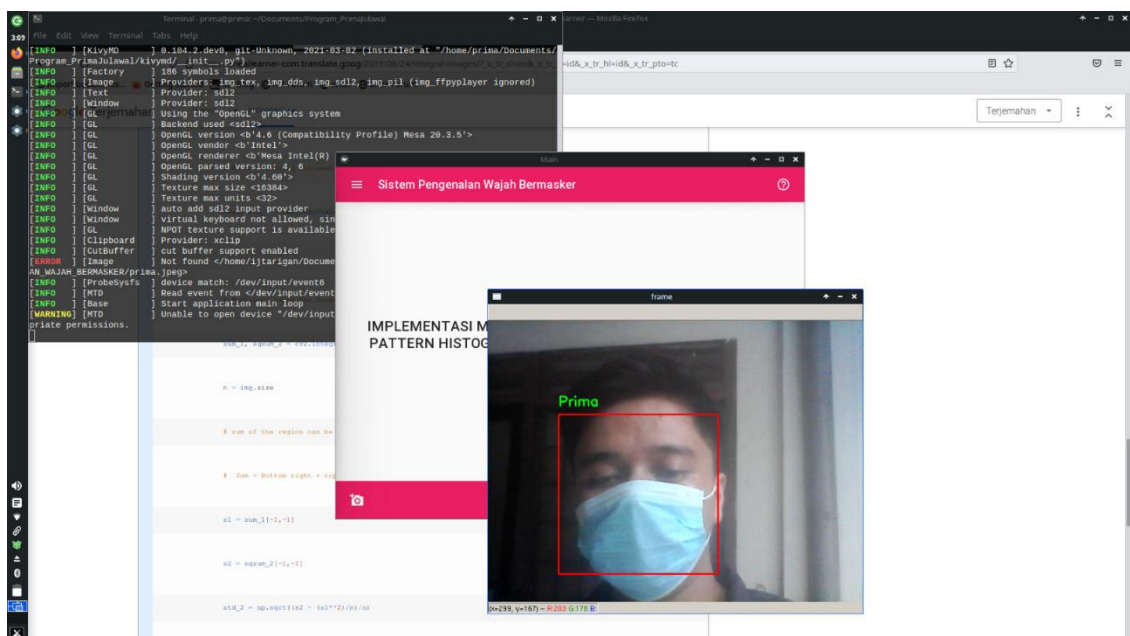
Gambar 4.4 Tampilan terminal ketika menjalankan program

4.3. Hasil Uji Sistem

Berikut hasil menggunakan beberapa masker :




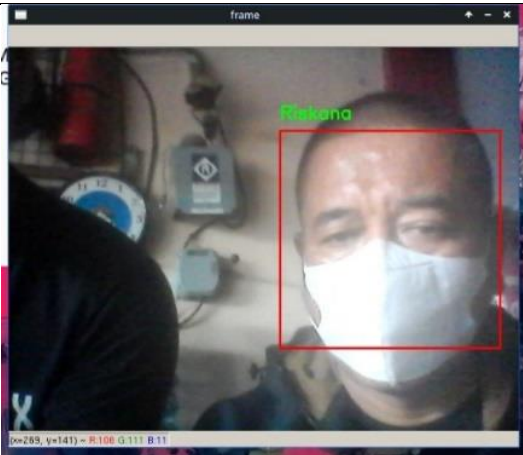
Gambar 4.6 Deteksi wajah menggunakan masker duckbill


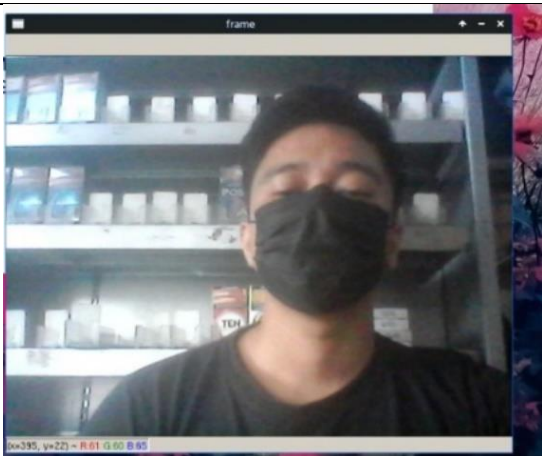
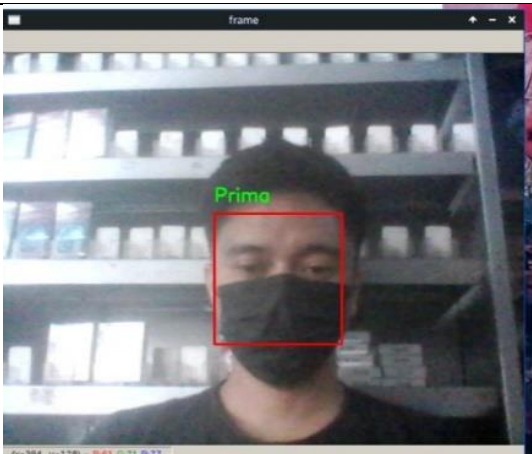


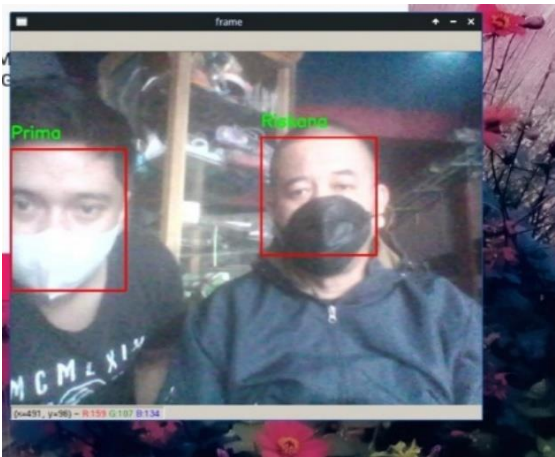
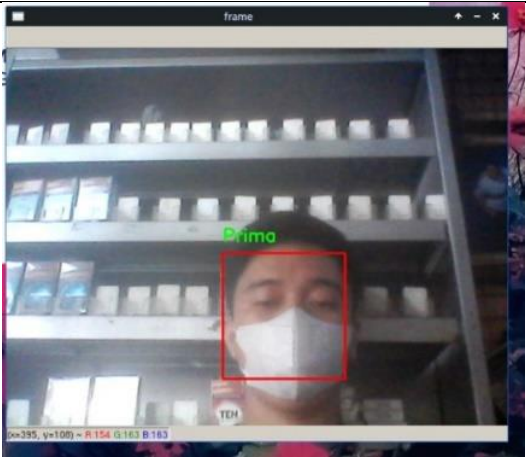
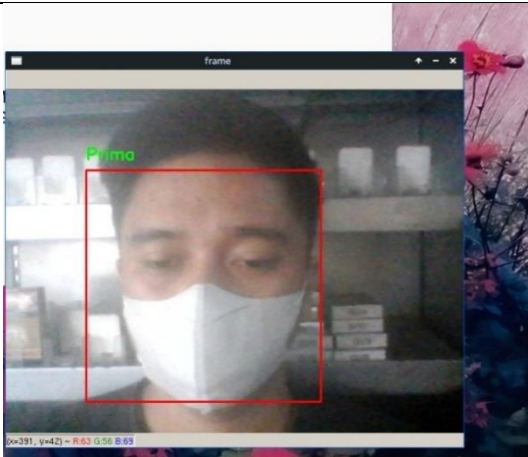
Gambar 4.7 Deteksi wajah menggunakan masker medis


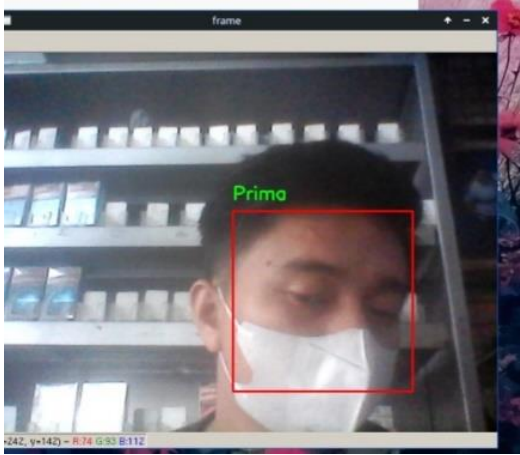
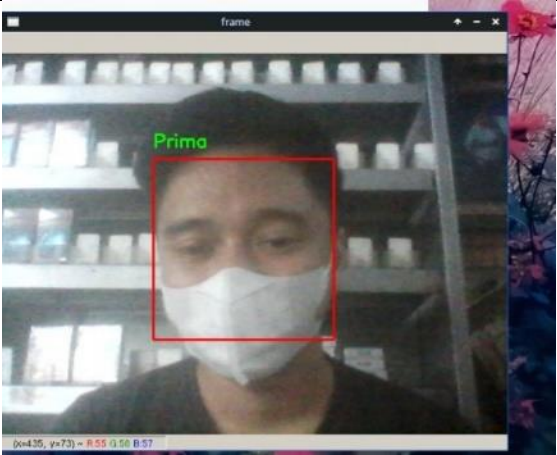
Beberapa sampel dari pengujian dapat dilihat pada tabel 4.2 di mana terdeteksi area wajah (TP/True Positive), terdeteksi area wajah tetapi bukan wajah (TN/True Negative), tidak terdeteksi area wajah (FP/False Positive), dan citra tidak terdeteksi (FN)

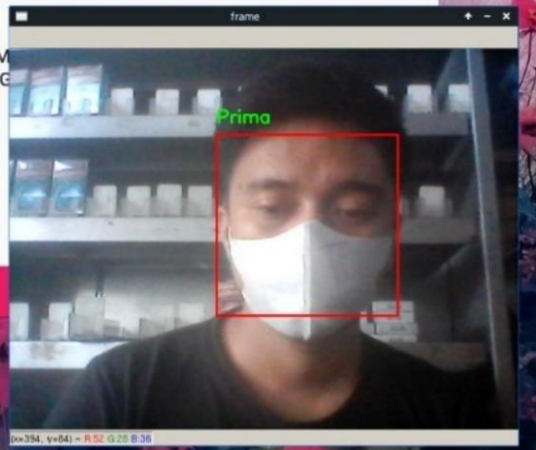
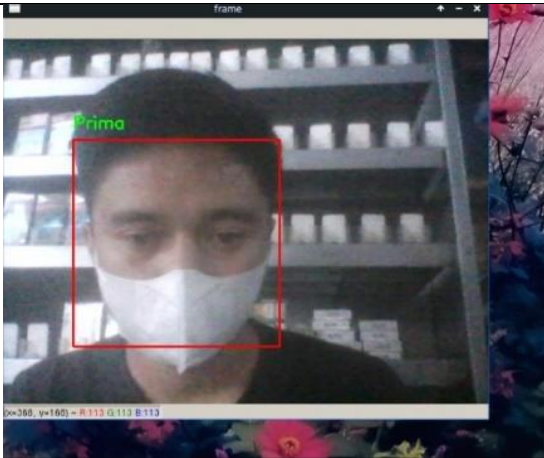
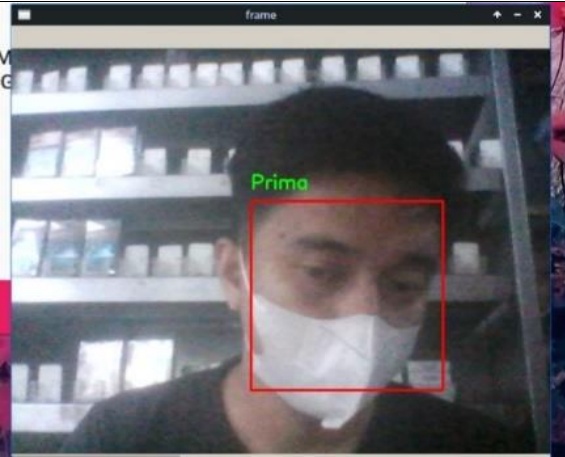
Tabel 4.2 Sampel pengujian

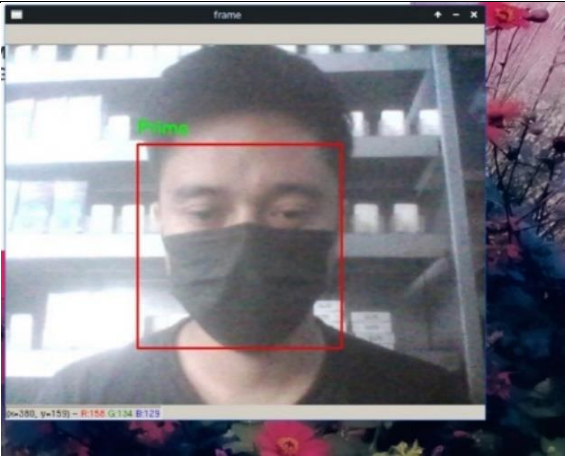

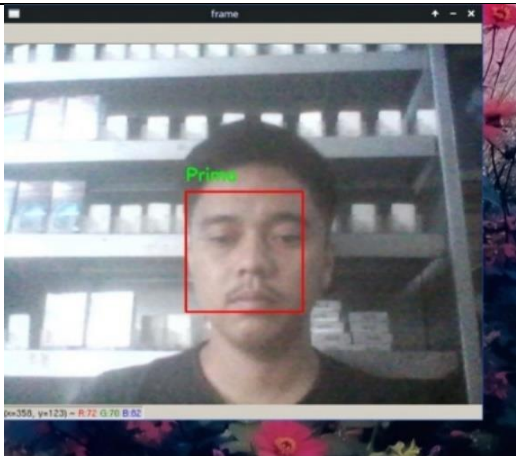
No	Citra	Actual Output	Desired Output	Keterangan
1		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker medis dengan benar
2		Riskana	Riskana	Sistem mendeteksi wajah dengan masker <i>duckbill</i> dengan benar

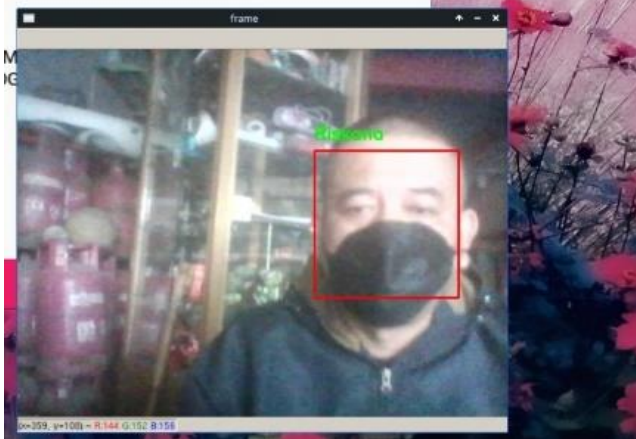
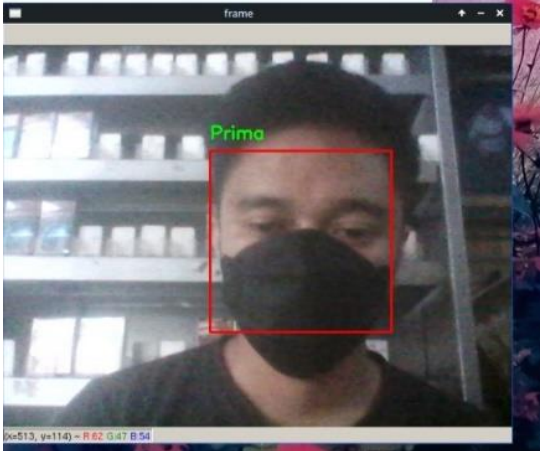

3		Tidak Terdeteksi	Prima	Sistem tidak mendeteksi adanya wajah
4		Tidak Terdeteksi	Prima	Sistem tidak mendeteksi adanya wajah
5		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker medis dengan benar

6		Prima & Riskana	Prima & Riskana	Sistem mendeteksi wajah dengan masker KN95 dan masker <i>duckbill</i> dengan benar
7		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker <i>duckbill</i> dengan benar
8		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker <i>duckbill</i> dengan benar

9		Tidak Terdetek si	Riskana	Sistem tidak mendeteksi adanya wajah
10		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker <i>duckbill</i> dengan benar
11		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker <i>duckbill</i> dengan benar

12		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker <i>duckbill</i> dengan benar
13		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker <i>duckbill</i> dengan benar
14		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker <i>duckbill</i> dengan benar

15		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker medis dengan benar
16		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker KN95 dengan benar
17		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah tanpa masker dengan benar

18		Riskana	Riskana	Sistem mendeteksi wajah dengan masker KN95 dengan benar
19		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker KN95 dengan benar
20		Prima	Prima	Sistem mendeteksi wajah dengan masker <i>duckbill</i> dengan benar

Hasil dari seluruh percobaan pendeteksian dapat dilihat pada tabel 4.3

Tabel 4.3 Data deteksi citra wajah

No	Nama Individu	Terdeteksi Area Wajah (TP)	Terdeteksi Area Wajah tetapi bukan Wajah (TN)	Tidak Terdeteksi Area Wajah (FP)	Citra Tidak Terdeteksi (FN)
1	Prima Julawal	285	8	2	5
2	Alfy	230	25	0	45
3	Deopranata	268	20	10	2
4	Faraspolem	270	16	10	4
5	Irfanjaya	280	10	10	0
6	Novibachmid	252	20	15	13
7	Nuruladina	270	10	20	0
8	Rikana Surbakti	280	20	0	0
9	Phegin	285	9	6	0
10	Sai Situmorang	280	8	8	4
11	Maulana P. R.	280	10	10	0
12	Riyo Santo	268	20	10	2
13	Jonathan S.	270	10	20	0
14	Aldo Ndun	230	25	0	45
15	Mirna Sipakdu Tampubolon	252	20	15	13
Total		4000	231	136	133

Dari tabel 4.3 didapat *confusion matrix* yang digambarkan di tabel 4.4

Tabel 4.4 Hasil *Confusion Matrix*

	Wajah	Bukan Wajah
Wajah	4000	136
Bukan Wajah	133	231

Berdasarkan tabel 4.4 didapat nilai TP, TN, FP, FN dari 4500 percobaan:

- True Positive (terdeteksi area wajah) = 4000
- True Negative (terdeteksi area wajah tetapi bukan wajah) = 231
- False Positive (tidak terdeteksi area wajah) = 136
- False Negative (citra tidak terdeteksi) = 133

Kemudian dilakukan perhitungan untuk mencari nilai *precision*, *recall*, *accuracy*, dan, *F1 – Score* agar dapat ditentukan seberapa besar kemampuan dari algoritma Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{4000}{4000 + 136} = 0.97 \text{ atau } 97\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{4000}{4000 + 133} = 0.97 \text{ atau } 97\%$$

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{4000+231}{4000+231+136+133} = 0.94 \text{ atau } 94\%$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 0.97 \text{ atau } 97\%$$

Dari hasil perhitungan di atas, didapat bahwa nilai *precision* sebesar 0.97 atau 97%, *recall* sebesar 0.97 atau 97%, akurasi sebesar 0.94 atau 94%, dan F1-Score sebesar 0.97 atau 97%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model Haar Cascade dan LBPH (Local Binary Pattern Histogram) terbukti cocok jika ingin digunakan dalam pendeteksian wajah baik wajah bermasker (memiliki fitur sedikit) dan tanpa masker.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Setelah dilakukan implementasi, didapat kesimpulan bahwa :

1. Penelitian ini menggunakan algoritma Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH). Aplikasi dalam penelitian ini berhasil berjalan dengan baik di laptop dengan spesifikasi Prosesor : Intel® Core™ i5-8250U Processor 1.6 GHz (6M Cache, up to 3.4 GHz, 4 cores), Memori : 8GB DDR4 on board, Storage : 1 TB HDD & 128 GB SSD M2 NVME. dengan sistem operasi linux debian. Algoritma Haar Cascade & LBPH berhasil memberi nilai *precision* sebesar 0.97 atau 97%, *recall* sebesar 0.97 atau 97%, akurasi sebesar 0.94 atau 94%, dan F1-Score sebesar 0.97 atau 97%.
2. Dengan nilai F1 – Score sebesar 97% menunjukkan bahwa Haar Cascade dan LBPH terbukti cocok digunakan untuk pendeksian wajah menggunakan berbagai masker seperti masker medis, KN95, dan masker kain.

5.2. Saran

Sistem yang di-*deploy* pada laptop memiliki kekurangan dalam kemudahan instalasi dan portabilitas. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan mini PC atau perangkat ARM sejenis dan menggunakan perangkat keras grafis yang lebih baik seperti Movidius NCS, Google Edge TPU, atau Nvidia Jetson.

DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, S. 2021. Deteksi Wajah Menggunakan Metode Haar Cascade Classifier Berbasis Webcam Pada Matlab. Jurnal Teknologi Elekterika e-ISSN 2656-0143 21 No.1, Vo. 15.
- Al-Aidid S. & Pamungkas S. D., 2018. Sistem Pengenalan Wajah dengan Algoritma Haar Cascade dan Local Binary Pattern Histogram. (Online) https://www.researchgate.net/publication/325400905_Sistem_Pengenalan_Wajah_dengan_Algoritma_Haar_Cascade_dan_Local_Binary_Pattern_Histogram/link/5b0bfec8a6fdcc8c25352386/download. Diakses 15 Juli 2019.
- Arya, S., Pratap, N., & Bhatia, K., 2015. Future of Face Recognition: A Review. Symposium on Computer Vision and the Internet.
- Beham, M.P. 2013. A Review Of Face Recognition Methods. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. (Online) https://www.researchgate.net/publication/274521637_A_Review_Of_Face_Recognition_Methods.
- Cahu S., Banjarnahor J., Irfansyah D., Kumala S. & Banjarnahor J., 2019. Analisis Pendeteksian Pola Wajah Menggunakan Metode Haar-Like Feature. Journal of Informatics and Telecommunication Engineering. (Online) Diakses 19 Juli 2019.
- Delbiaggio N., 2017. A comparison of facial recognition's algorithms. (Online) <https://core.ac.uk/download/pdf/84801048.pdf>. Diakses 19 Juli 2019.
- Dewi, I. S. & Chandra, A. Y. 2021. Prototipe Sistem Deteksi Suhu Tubuh Dan Masker Wajah Menggunakan Algoritma Local Binary Pattern dan Arduino Nano. Jurnal Sistem Informasi Dan Bisnis Cerdas (SIBC) Vol.14, No. 2 Agustus 2021.

- Enriquez K., 2018, Faster face detection using Convolutional Neural Networks & the Viola-Jones algorithm. (online) Diakses 24 Juni 2019).
- Gangopadhyay I., Chatterjee A. & Das I., 2018. Face Detection And Recognition Using Haar Classifier And Lbp Histogram. Journal of Advanced Research in Computer Science.
- Geitgey, A. 2016 Machine Learning is Fun! Part 4: Modern Face Recognition with Deep Learning.
- Gonzalez, R.C. & Woods, R.E. 2003. Digital Image Processing. Second edition, USA: Addison-Wesley Publishing Co, University of Tennessee.
- Hatem H., Beiji Z. & Majeed R., 2015. A Survey of Feature Base Methods for HumanFace Detection. Journal of Control and Automation: (online) https://www.researchgate.net/publication/282273241_A_Survey_of_Feature_Base_Methods_for_Human_Face_Detection.
- Hermawan. 2015. Pengembangan Sistem Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Generalized Learning Vector Quantization (GLVQ). Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2015 STMIK AMIKOMYogyakarta, 6-8 Februari 2015.
- Jalled, F. 2017. Face Recognition Machine Vision System Using Eigenfaces. (Online) <https://arxiv.org/abs/1705.02782>.
- Jensen H., 2008. Implementing the Viola-Jones Face Detection Algorithm. (Online) <https://pdfs.semanticscholar.org/40b1/0e330a5511a6a45f42c8b86da222504c717f.pdf>.
- Kadir K., Kamaruddin M.K., Nasir H. & Safie S.I., 2016. A Comparative Study between LBP and Haar-like features for Face Detection Using OpenCV. International Conference on Engineering Technology and Technopreneuship.(Online)

https://www.researchgate.net/publication/308836179_A_comparative_study_between_LBP_and_Haar_features_for_Face_Detection_using_OpenCV.

Kumar, G., Saurabh, S. 2016. A Comparative Analysis of Face Recognition Algorithms. Journal of Recent Research Aspects. (Online) <https://www.ijrra.net/Vol3issue2/IJRRRA-03-02-42.pdf>.

Kurnia, A. S., Safitri, I. & Fu'adah, R. Y. N. 2021. Deteksi Masker Wajah Pada Pengguna Motor Menggunakan Metode Local Binary Pattern (Lbp) Dan K-Nearest Neighbor (K-NN). e-Proceeding of Engineering : Vol. 8, No.5 Oktober 2021.

Meena, D. & Sharan, R. 2016. An Approach to Face Detection and Recognition. IEEE International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE-2016), December 23-25, 2016, Jaipur, India.

Pranoto, M.B., Ramadhani, K.N. & Arifianto, A. 2017. Face Detection System Menggunakan Metode Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Support Vector Machine (SVM).

Prasana, D.M., & Reddy, C.G. 2017. Development of Real Time Face Recognition System Using OpenCV. Journal of Engineering and Technology. (Online) <https://www.irjet.net/archives/V4/i12/IRJET-V4I12151.pdf>.

Purwati, R. & Ariyanto, G. 2020. Pengenalan Wajah Manusia Berbasis Algoritma Local Binary Pattern. Jurnal Teknik Elektro Vol.17 No. 02.

Reddy, T.M., Prasad, F., Ramanaiah, N.V. 2015. Face Recognition Based Attendance Management System By Using Embedded Linux. International Journal of Engineering Research and Science & Technology.

Setiawan, E., Muttaqin, A. 2015. Implementation of K-Nearest Neighbors Face Recognition on Low-power Processor. Telkomnika

- Singh M.A. & Kukreja V., 2018. Contemporary Study of Face Recognition Systems for Attendance Autonomous Systems. *Journal of Management, Technology And Engineering*. The Japanese Female Facial Expression (JAFFE) Database. Available: <http://www.kasrl.org/jaffe.html>
- Ulum, M. N. H. N., Tibyani, Adinugroho, S. 2019. Implementasi Metode Template Matching untuk Mengenali Nilai Angka pada Citra Uang Kertas yang Dipindai. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer* Vol. 3, No. 2, Februari 2019, hlm. 1550-1556.
- Utami, F., Suhendri, Mujib, M. A. 2021. Implementasi Algoritma Haar Cascade pada Aplikasi Pengenalan Wajah. *Journal of Information Technology* Vol. 03 No 01 Februari 2021.
- Wang, S., Wen, G. & Cai, H. 2017. Research On Face Detection Based On Fast Haar Feature. 2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI 2017). Changchun Observatory, National Astronomical Observatories, CAS, China.
- Zadeh, M. M. T, Imani, M. & Majidi, B. 2019. Fast Facial emotion recognition Using Convolutional Neural Networks and Gabor Filters. 5th Conference on Knowledge-Based Engineering and Innovation, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.
- Zapletal B, O, 2017. Image Recognition By Convolutional Neural Networks-Basic Concept. https://www.vutbr.cz/www_base/zav_prace_soubor_verejne.php?fi