

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Teori Dasar

2.1.1 *Pengenalan Wajah (Face Recognition)*

Pengenalan wajah adalah salah satu teknologi biometrik yang digunakan untuk mengidentifikasi atau memverifikasi identitas individu berdasarkan fitur wajah mereka. Dalam pengenalan wajah, citra wajah yang diambil akan diproses menggunakan algoritma untuk mengenali pola unik yang ada pada wajah setiap individu. Fitur-fitur utama yang diekstraksi dari citra wajah meliputi jarak antara mata, bentuk hidung, dan garis rahang.

Menurut (Vishwanatha et al. 2023), Pengenalan wajah adalah metode untuk mengidentifikasi dan mengambil fitur yang ada di area wajah untuk tujuan pengenalan atau pendeteksian wajah. Teknologi ini memungkinkan pendeteksian wajah dengan berfokus pada fitur wajah dan mengabaikan elemen lain seperti bangunan, pohon, atau tubuh manusia itu sendiri

2.1.2 *Monitoring dan Sistem Absensi*

Monitoring dan Sistem Absensi adalah sebuah aktivitas atau kegiatan pemantauan karyawan disuatu Perusahaan untuk mengetahui secara detail kegiatan karyawan misalnya jam masuk, jam pulang, dan kertelambatan.

Menurut (Grace and Jasna 2024) *Monitoring* didefinisikan sebagai proses pemantauan otomatis untuk mengawasi kehadiran individu secara *real-time*, mendukung efisiensi dan pengambilan keputusan. Hal ini banyak digunakan dalam pengembangan sistem absensi berbasis teknologidan sistem absensi ini

menggunakan algoritma seperti *Haar Cascade* untuk mendeteksi wajah dan LBPH untuk pengenalan. Sistem ini dirancang untuk menggantikan metode absensi manual dengan cara yang lebih akurat dan efisien. Jurnal yang relevan mencakup analisis kelebihan dan implementasi teknologi ini di berbagai institusi

2.1.3 Haar Cascade

Haar Cascade adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk mendeteksi objek, terutama wajah, dalam gambar atau foto. Metode ini diciptakan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada tahun 2001.

Menurut (Rex C. Legaspi 2023) *Haar Cascade* adalah suatu cara untuk mendeteksi wajah berbasis fitur Haar, yang membedakan intensitas piksel antara area terang dan gelap dalam gambar. Metode ini menggunakan serangkaian *classifier (cascade)* untuk mempercepat proses deteksi objek secara beraturan. *Haar Cascade* sangat efisien untuk mendeteksi wajah dalam *real-time* meskipun dalam berbagai kondisi pencahayaan.

2.1.4 Local Binary Pattern Histogram(LBPH)

Local Binary Pattern Histogram (LBPH) adalah metode *Local Binary Pattern (LBP)* untuk mengubah performa hasil pengenalan wajah. LBP adalah deskriptor tekstur yang dapat juga digunakan untuk mewakili wajah, karena gambar wajah dapat dilihat sebagai sebuah komposisi *micro-texture-pattern* yaitu suatu operator non parametrik yang menggambarkan tata ruang lokal citra

Menurut LBPH adalah algoritma pengenalan wajah yang memanfaatkan pola tekstur lokal (*Local Binary Pattern*) untuk menciptakan histogram dari fitur wajah. LBPH mampu mengatasi variasi ekspresi dan pencahayaan, sehingga sering

digunakan untuk aplikasi pengenalan wajah berbasis *real-time*. Metode ini membagi gambar menjadi *grid* kecil, menganalisis perbedaan nilai piksel dalam area tersebut, dan mencocokkannya dengan *database* wajah menggunakan metode jarak seperti *Euclidean Distance*

2.2 Metode dan Algoritma *Face Recognition*

2.2.1. Ambil Foto atau Pengenalan wajah

Peneliti menerapkan kode python untuk melaksanakan implementasi dari sistem pengenalan wajah serta verifikasi absensi selaras dengan penggunaan algoritma *Haar Cascade* untuk deteksi wajah dan LBPH (*Local Binary Pattern Histogram*) untuk pengenalan wajah. Adapun sistemnya terdiri dari 3 jenis, yakni “ambil foto”, “melatih foto”, dan “absen”, yang mana diintegrasikan pada salah satu sistem interaktif melalui “menu utama”. Setiap modulnya memegang peranan spesifik yang berkaitan dengan upaya memastikan akurasi sistem pengenalan wajah.

Tahapan pertama diawali dengan kegiatan “ambil foto” yang bertujuan untuk mendeteksi dan menyimpan wajah karyawan dalam bentuk gambar yang nantinya akan digunakan untuk pelatihan model. Sistem ini memanfaatkan algoritma *Haar Cascade*, yaitu salah satu algoritma pendeteksi objek berbasis fitur yang andal untuk mendeteksi wajah dalam berbagai kondisi. Algoritma ini menggunakan file XML yang telah dilatih sebelumnya untuk mengenali pola wajah.

Pada tahap ini, kamera diinisialisasi dengan *cv2.VideoCapture(0)* untuk mengakses *webcam*. Pada bagian *cv2.VideoCapture(0)*, dilangsungkan proses inisiasi kamera dengan memanfaatkan OpenCV, dimana *cv2.VideoCapture(0)*

mengakses kamera yang sudah terpasang di perangkatnya. Dalam hal ini, nilai 0 mengindikasikan bahwa kamera default, umumnya WebCam. Variabel kamera tersebut dapat melaksanakan penyimpanan objek yang dapat memungkinkan penggunaannya untuk menangkap foto/video dari WebCam. Selanjutnya, terdapat fungsi `camera.read()` yang ditujukan untuk menangkap *frame* dari kamera. Variabel `ret` menyimpan nilai boolean yang menunjukkan apakah *frame* berhasil dibaca (*True* jika berhasil, *False* jika gagal), dan *frame* menyimpan gambar yang diambil dalam bentuk *array* piksel. Kemudian, dari setiap *frame* yang ditangkap kemudian dikonversi menjadi skala keabuan (*grayscale*) menggunakan fungsi `cv2.cvtColor`, jadi `gray = cv2.cvtColor`. Dalam tahapan tersebut, gambar yang sudah ditangkap pada kamera, seperti dalam *Blue*, *Green*, maupun *Red*) dilaksanakan konversinya menjadi citra *grayscale*. *Grayscale* tersebut ditujukan untuk memberikan penyederhanaan atas rangkaian proses pengolahan gambarnya, meminimalisir komputasi, sekaligus memaksimalkan kinerja serta akurasi dari deteksi wajah. Dalam hal ini, dilangsungkan juga fungsi dari `cv2.cvtColor()` yang mengkonversikan wajah ke dalam format *grayscale*. Penggunaan skala keabuan ditujukan untuk meminimalisir kompleksitas data dan meningkatkan akurasi deteksi.

Dalam hal ini, untuk fungsi `face_cascade = cv2.CascadeClassifier('haarcascade_frontalface_default.xml')`, dimana variabel dari `face_cascade` ditujukan untuk melaksanakan penyimpanan objek *classifier Haar Cascade* yang diperuntukkan untuk pendeteksian wajah. Dalam konteks ini, file dari `'haarcascade_frontalface_default.xml'` ditandai sebagai file XML yang berisikan

model pelatihan untuk pendeteksian wajah dalam gambar. Hal tersebut ditandai sebagai model *pre-trained* yang sudah dilatih sedemikian rupa agar dapat mengenali pola wajah pada gambar. Setelah itu, wajah yang terdeteksi dalam *frame* akan dipotong berdasarkan koordinat yang dihasilkan oleh *face_cascade.detectMultiScale*. Dalam konteks ini, fungsi dari *detectMultiScale()* digunakan untuk mendeteksi wajah pada gambar *grayscale*. Fungsi tersebut mengembalikan koordinat dari wajah yang terdeteksi dalam bentuk *array* (x, y, w, h), di mana (x, y) adalah posisi titik kiri atas dari wajah dan (w, h) adalah lebar dan tinggi wajah. Selanjutnya, file disimpan pada *folder* yang dinamakan berdasarkan ID karyawan yang dimasukkan oleh pengguna. *Folder* tersebut berfungsi sebagai basis data gambar untuk setiap karyawan. Sistem dirancang untuk menyimpan hingga 25 gambar per ID, sehingga memastikan variasi data latih yang cukup untuk model. Proses ini dilengkapi dengan visualisasi *real-time*, di mana wajah yang terdeteksi ditandai dengan kotak persegi panjang menggunakan *cv2.rectangle*. Proses pengambilan foto dapat dihentikan kapan saja dengan menekan tombol 'q'. Proses ini diawali dengan inisialisasi kamera menggunakan *cv2.VideoCapture(0)*, yang memungkinkan akses ke webcam untuk menangkap gambar secara real-time. Setelah kamera diaktifkan, setiap *frame* yang ditangkap oleh webcam akan diproses dan dikonversi menjadi gambar *grayscale* menggunakan *cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)*. Penggunaan gambar *grayscale* bertujuan untuk menyederhanakan gambar dan mengurangi kompleksitas komputasi tanpa mengorbankan kemampuan deteksi wajah. Selanjutnya, *Haar Cascade* digunakan untuk mendeteksi wajah dalam gambar tersebut. *Haar Cascade* adalah algoritma

berbasis fitur yang sangat efektif dalam mendeteksi objek tertentu, dalam hal ini wajah. Fungsi *face_cascade.detectMultiScale()* digunakan untuk mendeteksi wajah dalam gambar, dengan parameter seperti skala dan jumlah tetangga yang dapat disesuaikan untuk mengoptimalkan deteksi. Jika wajah ditemukan, maka posisi wajah (koordinat) akan ditentukan dalam bentuk kotak pembatas (*bounding box*), yang kemudian digambar di sekitar wajah dengan menggunakan *cv2.rectangle()*. Seluruh wajah yang terdeteksi kemudian disimpan dalam *folder* yang dinamakan dengan ID karyawan yang dimasukkan oleh pengguna. *Folder* ini menjadi tempat penyimpanan gambar wajah yang nantinya akan digunakan sebagai data latih pada tahap berikutnya. Sistem ini diset untuk menyimpan hingga 25 gambar per karyawan, yang memungkinkan variasi yang lebih banyak dalam model pelatihan dan meningkatkan akurasi pengenalan wajah. Pengguna dapat menghentikan proses pengambilan gambar dengan menekan tombol 'q'.

2.2.2. Melatih Foto atau Train Model

Tahapan keduanya berupa “melatih foto”, yakni pada saat sistem melatih model pengenalan wajah menggunakan algoritma *Local Binary Pattern Histogram* (LBPH). Algoritma LBPH dipilih karena kemampuannya mengenali wajah dengan baik meskipun terdapat variasi pencahayaan, ekspresi, atau orientasi wajah.

Pada tahap ini, semua foto yang telah diambil pada tahap sebelumnya dimuat dari folder masing-masing karyawan. Proses ini melibatkan iterasi melalui setiap subfolder dalam direktori utama, di mana setiap file gambar dibaca dalam format skala keabuan dan ditambahkan ke dalam array *data_wajah* sebagai data latih, sementara ID karyawan disimpan dalam *array label*. Dalam hal ini, *faces = []*

dan `labels = []`, sebagai dua *list* kosong yang ditujukan untuk menyimpan data latih. List `faces` menyimpan gambar wajah dalam bentuk array *grayscale*, sedangkan *list labels* menyimpan ID masing-masing karyawan yang terkait dengan gambar wajah tersebut. Data ini nantinya akan digunakan untuk melatih model pengenalan wajah menggunakan algoritma LBPH. Dalam hal ini, terkait fungsi `faces.append(gray)` dan `labels.append(int(folder))`, *loop* yang membaca gambar dari direktori dataset, gambar wajah yang telah diubah menjadi grayscale ditambahkan ke dalam *list faces*, sementara ID karyawan yang disimpan dalam folder name (misalnya, ID karyawan) ditambahkan ke dalam *list labels*. Model LBPH kemudian dilatih menggunakan metode `recognizer.train`, yang membutuhkan data wajah dalam bentuk array dan label yang sesuai. Dalam hal ini, dijalankan fungsi: `recognizer = cv2.face.LBPHFaceRecognizer_create()`, dimana objek *recognizer* tersebut berupa model LBPH untuk pengenalan wajah yang disediakan oleh OpenCV. Dengan kata lain `LBPHFaceRecognizer_create()` akan menginisialisasi model LBPH yang dapat digunakan untuk melatih dan memprediksi wajah berdasarkan data yang diberikan. Kemudian, terkait dengan `recognizer.train(faces, np.array(labels))`: Fungsi `train()` ditujukan untuk pelatihan model LBPH menggunakan data latih yang telah disiapkan. Parameter pertama adalah data wajah (*array faces*), sedangkan parameter kedua adalah label yang sesuai (*array labels*). Model LBPH belajar dari pola fitur yang terkandung dalam wajah pada *dataset*. Setelah pelatihan selesai, model disimpan ke dalam file `trainer.yml` menggunakan `recognizer.save`. File tersebut berfungsi sebagai basis data utama untuk pengenalan wajah di tahap absensi. Proses pelatihan

ini memastikan bahwa sistem dapat mengenali setiap wajah berdasarkan pola fitur lokal yang diekstraksi dari foto.

2.2.3. Absensi

Tahapan ketiga berupa tahap absen, di mana sistem memanfaatkan model yang telah dilatih untuk mengenali wajah karyawan secara *real-time* melalui *webcam*. Pada tahap ini, kamera diinisialisasi kembali, dan setiap *frame* yang ditangkap diubah menjadi skala keabuan untuk deteksi wajah. Wajah yang terdeteksi dipotong dan diserahkan ke fungsi *recognizer.predict* untuk melaksanakan kegiatan pencocokan wajah dengan data yang sudah dilatih. Fungsi tersebut mengembalikan dua nilai: label (ID karyawan) dan *confidence* (tingkat kepercayaan). Secara lebih spesifik, pada fungsi label, *confidence* = *recognizer.predict(face_region)*, dimana pada tahap absensi, ketika wajah terdeteksi, *fungsi predict()* digunakan untuk memprediksi ID wajah yang sesuai dengan data wajah yang sudah dilatih. Parameter *face_region* adalah gambar wajah yang terdeteksi dan akan dicocokkan dengan model yang telah dilatih. Fungsi ini mengembalikan dua nilai, yakni label, dimana ID karyawan yang diprediksi berdasarkan model yang telah dilatih, serta *confidence*, dimana tingkat kepercayaan terhadap prediksi tersebut. Semakin kecil nilai *confidence*, semakin akurat prediksinya. Terkait dengan data tampilan pada layar, terdapat fungsi *cv2.putText()* yang ditujukan untuk menyajikan penampilan teks pada gambar atau *frame* yang sedang diproses. Pada tahap absensi, jika wajah dikenali dengan kepercayaan yang tinggi, sistem akan menampilkan ID karyawan dan tingkat kepercayaan (contohnya, "ID: 1 *Confidence*: 40"). Jika wajah tidak dikenali dengan baik, sistem akan

menampilkan pesan "Tidak Dikenali". Selanjutnya, terdapat fungsi `cv2.rectangle(frame, (x, y), (x+w, y+h), (255, 0, 0), 2)`, yang mana menggambar kotak persegi panjang di sekitar wajah yang terdeteksi. Dalam konteks ini, warna kotak diatur dengan parameter `(255, 0, 0)`, yang menunjukkan warna biru dalam format BGR (*Blue, Green, Red*), dan ketebalan garis kotak adalah 2 piksel. Pengguna dapat menghentikan proses absensi kapan saja dengan menekan tombol 'q'. Ketiga tahapan modul tersebut digabungkan ke dalam sebuah antarmuka interaktif yang disebut menu utama, yang mana memungkinkan pengguna memilih salah satu opsi: mengambil foto, melatih model, atau melakukan absensi. Setiap pilihan mengarah pada eksekusi modul yang sesuai, dengan struktur kode yang terorganisir secara modular. Pengguna cukup memilih opsi yang diinginkan melalui input, dan sistem akan melaksanakan proses sesuai dengan tahapan yang dipilih. Menu utama ini membuat antarmuka pengguna menjadi lebih fleksibel dan mudah digunakan. Selain itu, untuk menyimpan dan mengelola data wajah serta model yang telah dilatih, sistem menggunakan direktori yang terstruktur dengan baik, di mana setiap karyawan memiliki *folder* terpisah yang menyimpan foto-foto wajah mereka, serta file model yang menyimpan hasil pelatihan. Dengan desain modular ini, sistem ini tidak hanya fleksibel tetapi juga mudah dikembangkan dan dipelihara.

2.2.4. Pencatatan Absensi

Absensi dilakukan dengan mengenali wajah dan mencatat pengenalan tersebut beserta waktu saat absensi dilakukan baik jam masuk atau jam keluar dan akan masuk ke database mysql.

2.3 Studi Terdahulu

Beberapa penelitian terdahulu yang terkait dengan penggunaan teknologi *face recognition* dalam sistem absensi antara lain :

1. Penelitian oleh (Fahrezi et al. 2022), dengan judul “Implementasi Penggunaan Opencv Pada *Face Recognition* Untuk Sistem Presensi Perkuliahan Mahasiswa “ yang membahas implementasi metode *face recognition* berbasis OpenCV untuk sistem presensi mahasiswa di perguruan tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah presensi manual yang rentan terhadap manipulasi, seperti fenomena "titip absen," dan untuk meningkatkan efisiensi pengolahan data presensi. Sistem yang dikembangkan menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* untuk deteksi wajah dan *Local Binary Patterns Histogram* (LBPH) untuk pengenalan wajah. Penulis menunjukkan bahwa sistem ini mampu mengenali wajah mahasiswa secara *real-time* hingga jarak optimal 150 cm, dengan syarat wajah tidak tertutup halangan. Penelitian ini melibatkan serangkaian pengujian terhadap deteksi wajah dalam berbagai skenario, termasuk penghalang dan jarak berbeda. Hasilnya menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi dan mengenali beberapa wajah dalam satu frame, namun kinerjanya menurun ketika wajah sebagian tertutup atau berada di luar jangkauan optimal.

Kelebihan dari penelitian ini adalah penerapan teknologi biometrik yang lebih aman dan akurat dibandingkan metode presensi konvensional, seperti tanda tangan atau kartu identitas. Selain itu, desain sistem yang menggunakan library OpenCV menawarkan efisiensi dan kemudahan dalam implementasi.

Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan, seperti tidak adanya pengujian dalam skenario dunia nyata dengan jumlah data yang lebih besar dan variasi kondisi pencahayaan. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan keandalan sistem presensi mahasiswa, meskipun masih ada ruang untuk pengembangan lebih lanjut, seperti penerapan pada *dataset* lebih besar dan integrasi dengan teknologi lain.

2. Penelitian oleh (Bah & Ming, 2020), dengan judul “*An improved face recognition algorithm and its application in attendance management system*” membahas mengenai penerapan pendekatan yang mengintegrasikan Local Binary Pattern Histogram dan Haar Cascade dengan teknik pemrosesan gambar tingkat lanjut, termasuk Penyesuaian Kontras, Filter Bilateral, dan Pencampuran Gambar, untuk mengatasi tantangan yang memengaruhi akurasi pengenalan wajah. Tujuannya adalah untuk menyempurnakan kode LBP, sehingga dapat memaksimalkan akurasi sistem pengenalan wajah secara keseluruhan. Prosesnya melibatkan upaya repetisi atas prosedur untuk setiap piksel di semua wilayah untuk menghasilkan pola biner dan membangun vektor fitur dari gambar wajah masukan. Untuk setiap wilayah, histogram dibuat untuk mewakili semua kemungkinan label, dan histogram ini menunjukkan seberapa sering setiap label muncul dalam wilayah tersebut. Vektor fitur dibentuk dengan menggabungkan histogram regional menjadi satu histogram besar yang unik untuk setiap individu. Vektor fitur ini kemudian dibandingkan dengan gambar wajah *template* untuk pengenalan

wajah. Hasil penelitian mengindikasikan bahwa metode tersebut ditandai akurat, dapat diandalkan, serta tangguh, sehingga cocok untuk aplikasi dunia nyata seperti sistem manajemen kehadiran otomatis.

Kelebihan penelitian ini terletak pada akurasi dan ketahanan tinggi untuk pengenalan wajah, sehingga cocok untuk aplikasi kehidupan nyata seperti sistem manajemen kehadiran. Dengan menyempurnakan kode LBP, pendekatan ini meningkatkan kinerja sistem secara keseluruhan, memastikan pengenalan yang andal. Namun, ada juga batasan yang perlu dipertimbangkan. Metode ini tidak mengatasi tantangan seperti oklusi dan wajah yang tertutup, yang dapat menghambat kinerja dalam skenario dunia nyata tertentu. Persoalan-persoalan ini, jika diatasi, dapat semakin memperkuat pendekatan ini dan memperluas penerapannya di lingkungan yang lebih kompleks.

3. Penelitian oleh (Budiman et al. 2023), dengan judul “*Student attendance with face recognition (LBPH or CNN): Systematic literature review*” membahas mengenai penerapan metode *face recognition* dalam sistem absensi mahasiswa di kampus dengan menerapkan studi komparatif antara algoritma *Local Binary Patterns Histogram* (LBPH) atau *Convolutional Neural Network* (CNN), untuk dapat mencari tahu metode yang paling efektif dan akurat. Penelitian ini mereview sebanyak 30 artikel, yang berfokus pada pemanfaatan algoritma LBPH ataupun CNN. Hasil penelitian mengidentifikasi bahwa algoritma CNN ditandai lebih efektif untuk aplikasi kehadiran kelas. Pengenalan wajah menggunakan algoritma CNN dianggap

sebagai pilihan unggul untuk kehadiran di kelas karena akurasi dan ketahanannya yang tinggi terhadap faktor eksternal. Selain itu, proses implementasi CNN tidak jauh berbeda dengan LBPH. Alangkah tetapi, tantangan utama algoritma CNN berkaitan dengan kuantitas data yang dibutuhkan, sehingga memerlukan metode pengumpulan dataset yang efisien. Faktor eksternal, seperti posisi wajah, pencahayaan, dan latar belakang, terus memengaruhi performa model.

Kelebihan dari penelitian ini adalah menjabarkan secara jelas perbandingan algoritma teknologi biometrik yang lebih aman dan akurat dibandingkan metode presensi konvensional, dengan argumentasi dan analisis secara mendalam dan bersumber dari literatur ilmiah yang relevan. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan karena belum adanya pengujian secara langsung terhadap masing-masing algoritma yang dianalisis, karena semua bersumber dari hasil literatur terdahulu. Dengan demikian, diperlukan penelitian lebih lanjut yang membahas secara eksperimental dari hasil pengujian untuk menemukan faktor-faktor yang dapat mempengaruhi akurasi penggunaan algoritma LBPH ataupun CNN.

4. Penelitian oleh (Susilawati et al., 2022), dengan judul “Absensi Karyawan Menggunakan Deteksi Wajah Dan Gerakan Tangan Berbasis Raspberry Pi”, untuk dapat merancang sistem yang dibentuk dengan memanfaatkan pendekatan *prototyping*, dengan algoritma *Haar Cascade* dan *Local Binary Pattern Histogram* (LBPH), karena dianggap sebagai metode yang sesuai dan akurat dalam mendeteksi wajah beserta dengan gerakan tangan untuk

perancangan sistem absensi karyawan berbasis Raspberry Pi. Hasil penelitian mengungkapkan bahwa proses deteksi wajah ditempuh dengan efektif, dimana dengan waktu yang dibutuhkan untuk pengenalan wajah relatif dibawah 30 menit, selanjutnya data wajah yang telah diregistrasi sebelumnya dapat dikenali dengan mudah saat menempuh pengujian, tetapi pada pengambilan dan identifikasi foto hanya dapat dilakukan dalam jarak dibawah 10 cm. Dalam upaya deteksi gerakan tangan cenderung menggunakan kombinasi angka apabila memanfaatkan kode angka dari kedua tangan.

Kelebihan penelitian ini adalah memanfaatkan algoritma Haar Cascade dan LBPH sekaligus untuk dapat menghadirkan pendeteksian dan identifikasi wajah secara tepat dan akurat. Kemudian, peneliti juga memvariasikan dengan identifikasi gerakan tangan sesuai yang telah terprogram pada sistem. Alangkah tetapi, keterbatasan pada penelitian ini adalah karena pendeteksiannya hanya dapat berlaku dalam jarak yang relatif dekat, yakni dibawah 10 cm. Apabila diatas 10 cm, sistem tidak dapat mendeteksi/mengidentifikasi wajah karyawan. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan literatur selanjutnya terkait efektivitas dan akurasi penerapan algoritma *Haar Cascade* dan LBPH dengan hasil dari pengujian sistem.

5. Penelitian oleh (Susilawati et al., 2022), dengan judul “Pengembangan *Prototype* Aplikasi Pengenalan Wajah *Real-Time* dengan Metode *Haar Cascade* dan LBPH”, untuk dapat mengembangkan sebuah prototype aplikasi

pengenalan wajah secara *real-time*. *Haar Cascade* dipilih karena kemampuannya mendeteksi wajah dengan cepat, sementara LBPH dipilih karena tingkat akurasinya yang tinggi dalam mengenali wajah pada kondisi pencahayaan yang bervariasi. Prototype ini dirancang untuk mengenali individu secara efisien dengan menggunakan teknologi pemrosesan citra digital. Data pengujian mencakup gambar wajah dari berbagai individu dengan pencahayaan dan sudut pandang yang berbeda. Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi ini mampu mendeteksi dan mengenali wajah dengan akurasi tinggi, terutama di lingkungan yang terkontrol. Namun, beberapa tantangan muncul pada kondisi lingkungan yang dinamis, seperti latar belakang yang kompleks atau perubahan pencahayaan yang drastis. Dengan demikian, aplikasi ini berpotensi diimplementasikan dalam sistem autentikasi berbasis wajah atau aplikasi lain yang memerlukan pengenalan wajah secara cepat dan akurat, meskipun pengenalan akan semakin menurun seiring dengan berkurangnya intensitas cahaya dan meningkatnya jarak dari kamera. Nilai kemiripan tertinggi yang diperoleh adalah 78% pada pencahayaan terang.

Kelebihan penelitian ini terletak pada kemampuan dalam melakukan pengujian sistem dengan algoritma *Haar Cascade* dan LBPH secara kombinatorial untuk dapat mengenali wajah pada berbagai pencahayaan yang berbeda. Alangkah tetapi, keterbatasan dari penelitian ini terletak pada tingkat kemiripannya yang belum optimal, karena hanya sekitar 78%. Penelitian ini

berkontribusi dalam pengembangan literatur mengenai akurasi dan ketepatan deteksi wajah menggunakan algoritma *Haar Cascade* dan LBPH.

6. Penelitian oleh (Ramadini & Haryatmi, 2022), yang berjudul “Penggunaan Metode *Haar Cascade Classifier* dan LBPH Untuk Pengenalan Wajah Secara *Realtime*, untuk merancang program pengenalan wajah dengan dua metode, yaitu *Haar Cascade Classifier* untuk deteksi wajah dan *Local Binary Pattern Histograms* (LBPH) untuk pengenalan wajah. *Haar Cascade* digunakan untuk mendeteksi adanya wajah manusia, sementara *LBPH* bertugas mengenali wajah dengan mencocokkan fitur wajah yang terdeteksi dengan *dataset* yang ada. Proses pengenalan wajah dalam sistem ini melibatkan beberapa tahapan, yaitu deteksi wajah, pengambilan dataset, pelatihan wajah, dan pengenalan wajah. Pengambilan dataset dilakukan secara otomatis setelah sistem mendeteksi wajah manusia, di mana 40 foto diambil untuk setiap wajah pengguna yang terdaftar. Sistem kemudian mencocokkan wajah yang terdeteksi dengan identitas yang telah ada dalam *dataset* dan menampilkan nama sesuai dengan nomor ID pengguna yang terdaftar. Proses pengenalan wajah berlangsung secara *real-time*, dengan nama yang ditampilkan sesuai dengan orang yang berada di depan kamera pada saat itu. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem ini berhasil mengenali wajah dengan tingkat akurasi mencapai 88,42%.

Kelebihan penelitian ini terletak pada kemampuan menghadirkan sebuah sistem yang memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi, mencapai 88,42%, serta mampu melakukan pengenalan wajah secara *real-time* serta otomatis,

yang mempermudah proses identifikasi pengguna. Penggunaan kombinasi metode *Haar Cascade* untuk deteksi wajah dan LBPH untuk pengenalan wajah memungkinkan sistem memanfaatkan kekuatan masing-masing algoritma untuk meningkatkan performa. Selain itu, pengambilan dataset dilakukan secara otomatis, yang mengurangi kebutuhan intervensi manual. Namun, sistem ini juga memiliki keterbatasan, seperti ketergantungan pada kondisi pencahayaan yang baik, di mana pencahayaan yang buruk dapat menurunkan akurasi pengenalan. Pengaruh sudut pandang juga menjadi kendala, karena sistem mungkin kesulitan mengenali wajah yang tidak berada pada posisi ideal. Selain itu, kualitas pengenalan wajah sangat bergantung pada kualitas kamera yang digunakan, sehingga penggunaan kamera dengan resolusi rendah dapat mengurangi keakuratan sistem.

7. Penelitian oleh (Atmojo et al., 2023), yang berjudul “Sistem Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma *Haarcascade* dan *Local Binary Pattern Histogram*.”, dalam upaya merancang sistem monitoring penyimpangan jam kerja karyawan menggunakan metode deteksi wajah dan pengenalan wajah yang efektif dalam rangka mengatasi masalah absensi yang sering terjadi di beberapa perusahaan. Sistem ini diuji dengan 1900 sampel data wajah, di mana 1827 sampel telah terverifikasi dan 372 sampel digunakan untuk pengujian, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96,51%. Hasil pengujian deteksi wajah menunjukkan akurasi sebesar 75%. Dengan sistem ini, perusahaan dapat menggunakan pengenalan wajah untuk absensi, yang dapat diimplementasikan dalam bentuk perangkat kompak seperti CCTV,

serta mendeteksi wajah dari berbagai sudut dan membedakan wajah 3D dan 2D.

Kelebihan penelitian ini adalah kemampuan dalam menghadirkan sistem yang dapat memungkinkan perusahaan untuk dengan mudah memantau kehadiran karyawan dan memastikan tidak adanya penyimpangan jam kerja, sambil meningkatkan efisiensi dalam pengelolaan data karyawan. Alangkah tetapi, penelitian ini memiliki keterbatasan karena adanya akurasi deteksi wajah yang lebih rendah (75%) menunjukkan bahwa sistem masih dapat terpengaruh oleh faktor seperti sudut pandang wajah dan pencahayaan yang buruk. Selain itu, meskipun akurasi pengenalan wajah cukup tinggi, sistem ini masih bergantung pada kualitas gambar yang dihasilkan oleh kamera, yang dapat mempengaruhi hasil pengenalan wajah, terutama dalam kondisi yang kurang optimal. Keterbatasan lain termasuk potensi kesulitan dalam mengenali wajah yang terhalang atau tertutup sebagian, serta ketergantungan pada *dataset* yang cukup besar untuk mencapai tingkat akurasi yang optimal.

8. Penelitian oleh (Zein, 2023), yang berjudul “Sistem Absensi Cerdas Menggunakan Open CV Berbasis Pengenalan Wajah.” untuk merancang suatu sistem absensi cerdas dengan memanfaatkan Open CV serta algoritma LBPH. Sistem tersebut mengintegrasikan penggunaan kamera untuk menangkap gambar *input*, diikuti dengan algoritma untuk mendeteksi wajah pada gambar tersebut, menyelenggarakan *encoding*, dan mengidentifikasi wajah. Selanjutnya, sistem akan menandai kehadiran pada *spreadsheet* dan mengonversinya menjadi file PDF. *Database* pelatihan dibuat dengan melatih

sistem menggunakan gambar wajah siswa yang berwenang. Gambar yang telah dipotong kemudian disimpan sebagai *database* dengan label masing-masing. Fitur wajah diekstrak menggunakan algoritma *Local Binary Pattern Histogram* (LBPH) untuk mempermudah proses pengenalan wajah.

Kelebihan dari sistem ini adalah kemampuan untuk secara otomatis mendeteksi wajah dan mencatat kehadiran dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi, sehingga dapat meningkatkan efisiensi dalam pencatatan absensi. Selain itu, sistem ini juga mampu menghasilkan laporan kehadiran dalam format yang mudah diakses, yaitu PDF, yang memudahkan untuk pengelolaan dan pencatatan. Penggunaan algoritma LBPH juga memungkinkan sistem untuk bekerja baik dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang wajah. Alangkah tetapi, keterbatasannya terletak pada akurasi sistem yang menurun pada saat kualitas gambar *input* buruk, misalnya karena pencahayaan yang rendah atau sudut pandang yang tidak optimal. Kedua, sistem ini bergantung pada *database* wajah yang telah dilatih sebelumnya, yang berarti bahwa perubahan wajah atau variasi antara gambar pelatihan dan gambar *real-time* dapat memengaruhi hasil pengenalan. Selain itu, sistem ini belum mengatasi masalah wajah yang tertutup atau terhalang, yang dapat mengurangi keefektifan sistem dalam kondisi tertentu.

9. Penelitian oleh (Utami et al., 2021), yang berjudul “Implementasi Algoritma *Haar Cascade* Pada Aplikasi Pengenalan Wajah Personel”, untuk merancang aplikasi pengenalan wajah yang berbasis metode Viola-Jones, yang diimplementasikan dengan menggunakan algoritma *Haar Cascade*

sebagai fitur pendeteksian dalam sistem, yang digabungkan dengan proses *internal image*, *AdaBoost learning*, dan *Cascade Classifier*. Kombinasi ini memungkinkan objek yang terdeteksi dapat dengan mudah diklasifikasikan apakah itu wajah atau bukan. Pada penelitian ini, *Cascade Classifier* yang digunakan berfokus pada pendeteksian wajah dan mata. Algoritma ini dikembangkan untuk tujuan pendeteksian dan rekognisi wajah. Pendeteksian dilakukan dengan mengambil gambar melalui webcam, yang kemudian disimpan dalam *dataset*. Selanjutnya, gambar-gambar ini dilatih untuk memungkinkan sistem mengenali wajah secara otomatis. Sistem ini menghasilkan akurasi rekognisi sebesar 80,5% saat menggunakan kamera webcam. Meskipun demikian, dengan pengembangan lebih lanjut, algoritma *Haar Cascade* dapat diterapkan untuk pendeteksian dan rekognisi wajah yang lebih efektif. Implementasi algoritma ini dapat mempermudah proses pendataan dalam suatu organisasi serta mendukung penggunaan IP Camera dalam meningkatkan kinerja pendeteksian dan pengenalan wajah. Kelebihan dari penelitian ini adalah kecepatan dan akurasi metode Viola-Jones yang relatif tinggi dalam mendeteksi wajah, serta kemampuan sistem untuk menyimpan dan melatih data wajah secara otomatis. Sistem ini juga memungkinkan pendeteksian wajah dalam berbagai kondisi meskipun ada batasan jarak. Selain itu, penggabungan algoritma Haar Cascade dengan IP Camera memberikan potensi untuk mempercepat dan mempermudah proses pengenalan wajah dalam berbagai aplikasi. Keterbatasan penelitian ini adalah karena akurasi menurun pada saat kualitas gambar kurang optimal atau saat

objek selain wajah terdeteksi dalam jarak tertentu. Dengan demikian, peningkatan kualitas dan pengembangan lebih lanjut pada algoritma ini dapat menjadi solusi untuk memperbaiki keterbatasan-keterbatasan tersebut.

2.4 Teknologi Pendukung

Beberapa teknologi pendukung dalam implementasi sistem absensi berbasis *face recognition* meliputi:

1. Kamera : menggunakan kamera bawaan laptop
2. Database : menggunakan mysql untuk menyimpan data absensi karyawan
3. Objek : menggunakan objek dari anggota karyawan GBB untuk mendaftar dan melakukan absensi
4. Software : Python, Opencv, Algoritma Haar Cascade, LBPH (Local Binary Pattern Histogram)
5. Database : Mysql untuk menyimpan data absensi

2.5. Kelemahan dan Tantangan Teknologi *Face Recognition*

Walaupun memiliki banyak keunggulan, teknologi ini masih memiliki beberapa kelemahan:

1. Kesalahan Identifikasi: Kesalahan dapat terjadi terutama ketika wajah pengguna mengalami perubahan signifikan, seperti penggunaan helm atau penggunaan kacamata.
2. Masalah Privasi: Penggunaan data biometrik seperti wajah memerlukan regulasi ketat untuk menjaga privasi pengguna.
3. Ketergantungan pada Pencahayaan: hasil foto sangat bergantung pada kondisi pencahayaan lingkungan.

4. Biaya: Penerapan sistem ini memerlukan perangkat yang cukup canggih, seperti kamera dengan resolusi tinggi dan komputer dengan daya pemrosesan yang lebih cepat.