

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Teori Dasar

2.1.1 Artificial Intelligence (AI)

Menurut (Aditya Nirwana dkk., 2023), *Artificial Intelligence* adalah studi tentang cara membuat perangkat cerdas, khususnya program komputer cerdas. Namun, AI tidak boleh dibatasi pada teknik yang dapat diamati dengan cara biologis. Hal ini terkait dengan tujuan pemanfaatan komputer untuk mempelajari kecerdasan manusia. Sedangkan menurut (Heriadi & Irwansyah, 2020), *Artificial Intelligence* adalah sebuah rancangan program yang mengacu pada arsitektur perangkat lunak yang memungkinkan komputer melakukan tindakan atau membuat keputusan dengan meniru pemikiran dan penalaran manusia.

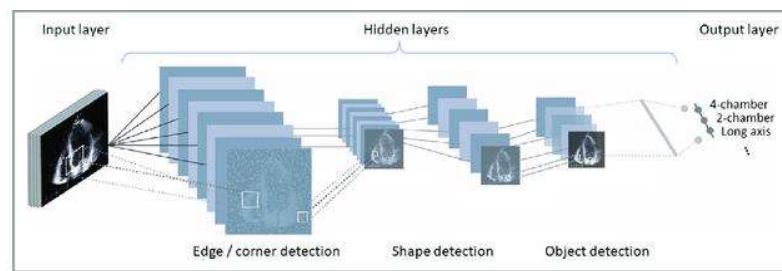
Dengan kata lain, kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* adalah sebuah mesin atau alat pintar yang dapat mengerjakan pekerjaan manusia yang dimana pekerjaan tersebut memerlukan “kepintaran” untuk mengerjakannya. Kecerdasan buatan bekerja dengan cara mengambil input, memprosesnya, dan kemudian menghasilkan output dalam bentuk penilaian (Aditya Nirwana dkk., 2023) (Heriadi & Irwansyah, 2020).

Implementasi dari *Artificial Intelligence* sangat umum ditemukan di beberapa bidang salah satunya *Computer Vision*. *Computer Vision* adalah transformasi data ke dalam bentuk baru atau representasi baru, yang dapat berupa gambar diam atau bergerak yang ditangkap oleh kamera. Pemrosesan citra, yang

mencakup akuisisi citra, pemrosesan, klasifikasi, perawatan, dan cakupan keseluruhan serta pengambilan keputusan setelah identifikasi citra adalah definisi dari *Vision Computer*. Implementasi *computer vision* dapat dilakukan pada *face recognition*, dimana *face recognition* adalah perangkat lunak pengenalan wajah yang dapat mengidentifikasi wajah orang secara real-time, di layar, dan di film (Yudistira Bagus Pratama & Nurzaidah Putri Dalimunthe, 2022).

Artificial Intelligence adalah bidang ilmu komputer yang berfokus pada bagaimana mesin dapat meniru kemampuan intelektual manusia, seperti berpikir, belajar, dan mengambil keputusan. Salah satu cabangnya adalah *Machine Learning* yang memungkinkan sistem belajar dari data tanpa diprogram secara eksplisit. Namun, metode *Machine Learning* tradisional sering terbatas karena masih membutuhkan rekayasa fitur manual. Untuk mengatasinya, lahirlah *Deep Learning*, cabang *Machine Learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis (*deep neural network*) sehingga mampu mengekstraksi fitur otomatis dari data kompleks dan banyak digunakan dalam pengolahan citra, suara, maupun teks. *Deep Learning* adalah cabang dari *Artificial Intelligence* dan juga merupakan pengembangan dari *Machine Learning* yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia, yang disebut sebagai jaringan saraf buatan atau buatan. Deep learning memanfaatkan arsitektur jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Networks*) yang memiliki banyak lapisan tersembunyi (*hidden layers*). Istilah "*deep*" mengacu pada jumlah kelas dalam jaringan, yang memungkinkan sistem untuk secara bertahap mempelajari lebih banyak kinerja data yang lebih kompleks (Eriana dkk., 2023).

Dalam buku yang di tulis oleh (Heriadi & Irwansyah, 2020), *Deep learning* didefinisikan sebagai teknik machine learning yang menggunakan jaringan saraf buatan dengan banyak neuron untuk mengekstraksi fitur kompleks dan mewakili data input kompleks dalam sistem desentralisasi. Kuantitas dan kompleksitas lapisan neuron adalah yang membedakan deep learning dari pembelajaran mesin konvensional. Kemampuan *deep learning* untuk mempelajari pola dari data yang kompleks dan abstrak membuat banyak keberhasilan dalam mengenali gambar, memproses bahasa alami, pengenalan audio dan banyak bidang lainnya. Dalam *Deep Learning* terdapat arsitektur dasar yang terdiri dari 3 layer utama.



Gambar 2. 1 Cara Kerja 3 Layer Utama *Deep Learning*

1. Input Layer

Input layer merupakan lapisan awal pada jaringan saraf tiruan yang berfungsi sebagai pintu masuk data. Data yang dimasukkan dapat berupa citra digital, teks, sinyal suara, maupun data numerik lainnya tergantung pada jenis permasalahan yang ingin diselesaikan. Pada lapisan ini tidak terjadi proses perhitungan atau pembelajaran, melainkan hanya sekedar meneruskan data ke lapisan berikutnya. Dalam konteks sistem pengenalan wajah, input layer menerima data berupa citra wajah yang sebelumnya sudah melalui tahap pra-pemrosesan,

seperti pengubahan ukuran citra (resize), normalisasi nilai piksel, dan penyesuaian posisi wajah. Hal ini dilakukan agar data masukan menjadi seragam dan dapat diproses dengan lebih optimal oleh jaringan.

2. Hidden Layer

Hidden layer merupakan inti dari jaringan deep learning karena pada lapisan inilah seluruh proses komputasi utama dilakukan. Setiap *neuron* pada *hidden layer* menghitung nilai berdasarkan input yang diterima, bobot, bias, dan fungsi aktivasi yang digunakan. *Hidden layer* dapat terdiri dari beberapa lapisan dengan jenis yang berbeda, seperti convolutional layer untuk mengekstraksi fitur, pooling layer untuk mereduksi dimensi, normalization layer untuk menstabilkan distribusi data, serta *fully connected layer* untuk menggabungkan seluruh informasi yang telah diekstraksi. Dengan jumlah *hidden layer* yang lebih banyak, jaringan mampu mempelajari fitur secara bertingkat, mulai dari fitur sederhana seperti garis, tepi, dan tekstur, hingga fitur yang lebih kompleks seperti bentuk mata, hidung, mulut, serta struktur keseluruhan wajah. Fungsi aktivasi yang umum digunakan pada *hidden layer* antara lain ReLU (*Rectified Linear Unit*), *Sigmoid*, dan *Tanh*. Kehadiran fungsi aktivasi ini penting untuk memberikan sifat *non-linear* pada jaringan sehingga mampu mengenali pola data yang lebih kompleks.

3. Output Layer

Output layer merupakan lapisan terakhir dalam jaringan saraf tiruan yang bertugas menghasilkan hasil akhir dari proses pembelajaran. Bentuk output yang

dihasilkan bergantung pada jenis permasalahan yang dihadapi. Pada kasus klasifikasi, *output layer* biasanya menggunakan fungsi aktivasi *Softmax* untuk menghasilkan probabilitas dari masing-masing kelas, sehingga dapat ditentukan identitas dari suatu data masukan. Sementara itu, pada kasus regresi, *output layer* menghasilkan nilai kontinu tanpa menggunakan fungsi aktivasi tertentu. Dalam sistem pengenalan wajah, *output layer* dapat berfungsi untuk dua tujuan utama, yaitu klasifikasi identitas dan verifikasi identitas. Pada klasifikasi identitas, output berupa probabilitas siapa pemilik wajah berdasarkan data yang sudah ada dalam sistem. Sedangkan pada verifikasi identitas, output berupa *vektor embedding* yang mewakili ciri khas wajah, kemudian dibandingkan dengan database menggunakan metode perhitungan jarak, seperti *cosine similarity* atau *Euclidean distance*. Dengan demikian, *output layer* menjadi tahap penentu dalam memberikan hasil akhir dari sistem pengenalan wajah.

2.1.2 Sistem Absensi

Sistem kehadiran adalah alat untuk memonitoring siapa yang hadir pada waktu atau tempat tertentu. Sehubungan dengan ketidakhadiran, teknologi pengenalan wajah dapat digunakan untuk mencegah penipuan, seperti merekam waktu masuk atau keluar yang tidak sah atau mengambil ketidakhadiran atas nama orang lain (Jakak dkk., 2023). Dengan kata lain, Absensi dapat diartikan sebagai kegiatan pendataan yang merupakan komponen pelaporan kegiatan di suatu lembaga. Kehadiran direncanakan dan diatur sedemikian rupa sehingga pihak yang

berkepentingan dapat dengan mudah menemukan dan menggunakannya sesuai kebutuhan.

Dikarenakan absensi sebagai komponen yang penting di suatu lembaga maka dibutuhkan sebuah perubahan untuk meminimalisir terjadinya kecurangan dalam pencatatan kehadiran, perubahan yang penulis maksud adalah transformasi digital. Transformasi digital adalah proses adopsi teknologi digital untuk mengubah cara suatu organisasi menjalankan proses bisnisnya, meningkatkan efisiensi operasional, serta memberikan nilai tambah dalam layanan. Transformasi digital menandakan transisi dari metode absensi konvensional atau manual seperti tanda tangan, kartu absensi, atau pemindaian sidik jari ke sistem absensi yang mengandalkan teknologi canggih, seperti pengenalan wajah. Metode absensi konvensional sering kali menghadapi beberapa tantangan, termasuk pemalsuan kehadiran, proses pencatatan yang lambat, dan kerentanan terhadap kehilangan data. Dengan mengadopsi teknologi digital, sistem absensi dapat menjadi lebih tepat, otomatis, cepat, dan kohesif (Radiatul Kamila dkk., 2024).

Berikut ini adalah perkembangan sistem absensi dari waktu ke waktu.

1. Absensi Manual

Pada tahap awal, pencatatan kehadiran dilakukan secara manual menggunakan kertas atau buku absensi yang dilakukan dengan cara dipanggil satu per satu maupun dengan cara ditandatangani secara langsung oleh pengguna. Kelebihan metode ini yaitu sistem ini sangat sederhana dan tidak memerlukan perangkat khusus sehingga biaya operasional yang dibutuhkan sangat rendah dan mudah diterapkan dalam situasi darurat atau skala kecil. Namun, metode ini

memiliki kelemahan besar, yaitu sangat rentan terhadap kecurangan seperti titip absen, serta kesulitan dalam rekapitulasi dan analisis data kehadiran karena semuanya dilakukan secara manual. Efektivitas sistem ini juga rendah dalam lingkungan kerja atau institusi yang memiliki jumlah anggota besar.

2. Absensi Digital Berbasis Kartu (Punch Card / RFID)

Sistem absensi menggunakan mesin punch card di mana pengguna akan memasukkan kartu ke dalam mesin kemudian waktu akan tercetak secara otomatis. Sistem ini mulai meningkatkan akurasi pencatatan waktu dibanding sistem manual, tetapi masih memerlukan tenaga tambahan untuk mengelola dan merekap data secara manual, selain itu *punch card* juga rentan terhadap kerusakan fisik dan tidak dapat menjamin keaslian dari kehadiran asli pemilik kartu. Adapula teknologi absensi dengan menggunakan kartu magnetik atau RFID (*Radio Frequency Identification*). Setiap pengguna memiliki kartu yang disesuaikan dengan identitasnya dan digunakan untuk "*tap in*" pada perangkat absensi. Sistem ini mengotomatisasi pencatatan waktu dan menyimpan data secara digital, mempermudah pengolahan data kehadiran. Namun memiliki kelemahan yang sama dengan *punch card* yaitu kemungkinan penyalahgunaan kartu, seperti titip kartu kepada orang lain, serta risiko kerusakan atau kehilangan kartu.

3. Absensi Biometrik

Untuk mengatasi kelemahan sebelumnya, maka diterapkanlah teknologi biometrik. Pencatatan absensi dilakukan berdasarkan ciri khas fisiologis setiap

individu sebagai metode autentikasi, seperti sidik jari, retina, atau suara. Teknologi ini meningkatkan keamanan dan keotentikan data kehadiran karena setiap orang memiliki biometrik yang unik. Namun, sistem ini juga memiliki kekurangan, seperti ketidakterbacaan sidik jari karena luka atau kotoran, dan perlunya perawatan alat sensor secara rutin.

4. Absensi Online

Dengan semakin meluasnya jaringan internet dan penggunaan perangkat mobile, absensi berbasis online mulai populer. Sistem ini memungkinkan pengguna melakukan absensi melalui aplikasi atau website yang dapat diakses dari berbagai lokasi. Fleksibilitas dan kemudahan integrasi data menjadi nilai tambah utama. Meski demikian, sistem ini membutuhkan validasi lokasi atau identitas tambahan agar tidak disalahgunakan, terutama dalam penerapan sistem kerja jarak jauh (remote working). Kelemahan absensi berbasis online yang bisa ditemukan yaitu pemalsuan kehadiran yang dimana pengguna melakukan pencatatan kehadiran tetapi nyatanya tidak hadir.

5. Absensi Face Recognition

Tahap terbaru dalam perkembangan sistem absensi adalah penggunaan teknologi pengenalan wajah berbasis *Artificial Intelligence*, khususnya menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Sistem ini bekerja dengan mendeteksi dan mengenali wajah pengguna secara *real-time* melalui kamera, tanpa perlu kontak fisik. Teknologi ini menawarkan keunggulan dalam hal

keamanan, kecepatan, dan kenyamanan, serta cocok diterapkan di era pasca-pandemi karena mengurangi risiko penyebaran penyakit. Penerapan metode CNN dalam face recognition memberikan akurasi yang tinggi dalam mendeteksi fitur wajah, bahkan dalam kondisi pencahayaan yang bervariasi atau perubahan ekspresi. Sistem ini juga dapat diintegrasikan dengan database kehadiran secara otomatis dan real-time, sehingga sangat mendukung agenda transformasi digital dalam manajemen kehadiran.

2.1.3 Face Recognition

Software Face Recognition digabungkan dengan sistem kehadiran, dan database personel serta pemrosesan data kehadiran dihubungkan. Temuan penelitian harus diterapkan untuk meningkatkan keamanan dan ketepatan sistem absensi. Sistem Face Recognition menggunakan ciri-ciri wajah seseorang untuk mengidentifikasi dan mengautentikasinya. Perangkat lunak pengenalan wajah dapat mengidentifikasi wajah orang secara real-time, di layar, dan di film. Akurasi pengenalan wajah cukup tinggi. Soalnya, teknologi identifikasi iris dan retina ini jauh lebih mahal, meski tidak setinggi otentikasi iris atau retina. Dengan sendirinya, teknologi pengenalan wajah ini lebih aman daripada tindakan pengamanan biasa. Selain itu, tersedia dengan harga yang jauh lebih masuk akal (Darmawan, 2022).

Dalam interaksi sosial, wajah adalah ciri tubuh manusia yang paling menarik perhatian dan memainkan peran penting dalam mengungkapkan identitas dan perasaan. Kemampuan manusia untuk mengenali seseorang dari wajahnya sangatlah luar biasa. Oleh karena itu, wajah berfungsi sebagai organ tubuh manusia

yang digunakan untuk menunjukkan pengenalan seseorang atau wajah. Salah satu teknologi biometrik yang paling banyak digunakan adalah *Face Recognition* atau pengenalan wajah.

Menurut (Sumijan dkk., 2021), Teknologi Biometrik adalah sistem terkomputerisasi yang menggunakan unsur-unsur biologi, khususnya sifat-sifat yang membuat manusia berbeda dan khusus. sidik jari, wajah, tangan, iris mata, retina mata, suara, tanda tangan, dan gaya mengetik adalah contoh sifat dengan fisiologi yang unik.

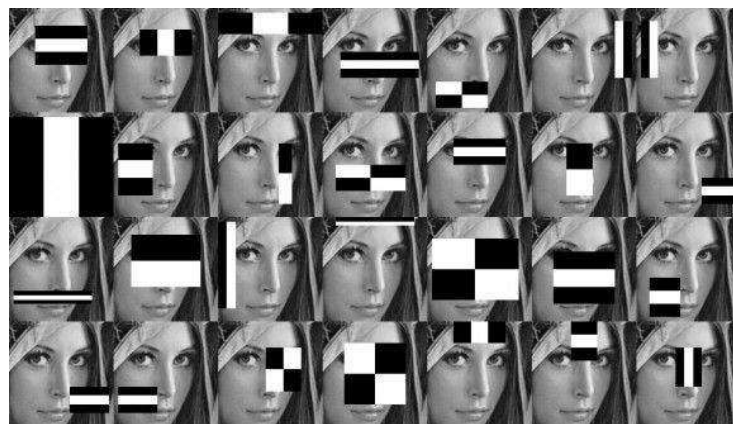
Terdapat beberapa jenis algoritma yang digunakan dalam sistem program *Face Recognition*. Berikut beberapa jenis algoritma *Face Recognition* yang digunakan dalam penelitian ini.

2.1.3.1 Haar Cascade Classifier

Algoritma yang sering digunakan untuk mengidentifikasi wajah yang lain adalah Algoritma *Haar Cascade Classifier*. *Haar Cascade* adalah algoritma untuk mendeteksi pola atau fitur pada gambar untuk pengenalan pola. Algoritma *Haar cascade* menggunakan template yang disebut “*Haar-Like Features*” yang berupa pola yang berbentuk persegi Panjang dengan pixel-pixel yang memiliki perbedaan intensitas cahaya. Wajah atau item lain dapat dengan cepat dan langsung diidentifikasi oleh algoritma. Karena hanya mempertimbangkan jumlah piksel dalam kuadrat gambar (Kenda & Witanti, 2021). *Haar Cascade* adalah algoritma klasik (*non-deep learning*) yang digunakan untuk mendeteksi keberadaan wajah dalam gambar, berikut tahapan cara kerja dari *Haar Cascade*.

1. Fitur Haar

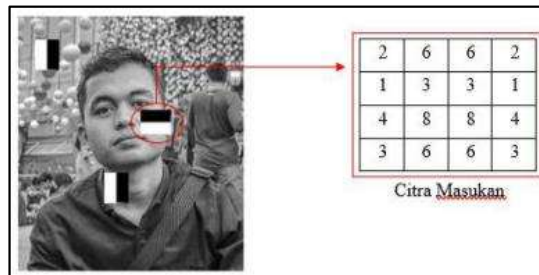
Haar-like Feature adalah pendekatan berbasis rectangular feature (pola persegi) yang memanfaatkan perbedaan intensitas piksel pada area terang dan gelap dalam citra. Misalnya, bagian mata umumnya lebih gelap dibanding pipi, sehingga pola kontras ini dapat digunakan untuk mengenali wajah. Kelebihan utama metode ini adalah komputasinya yang sangat cepat, karena hanya bergantung pada jumlah piksel dalam area persegi, bukan setiap nilai piksel citra. Dalam proses pelatihan, Haar memerlukan dua jenis data, yaitu *positive samples* yang berisi objek target (misalnya wajah), dan *negative samples* yang berisi gambar selain objek target (umumnya latar belakang). Proses deteksi dilakukan dengan *sliding window* berukuran tetap (umumnya 24×24 piksel) yang digeser ke seluruh bagian gambar untuk mencari kandidat wajah. Selain itu, *Haar* mendukung *scaling*, sehingga mampu mendeteksi wajah berukuran kecil maupun besar. Fitur Haar ini didasarkan pada *Haar wavelet*, dengan kombinasi kotak hitam-putih seperti *Two-rectangular feature*, *Three-rectangular feature*, dan *Four-rectangular feature* (Kenda & Witanti, 2021).



Gambar 2. 2 *Haar-Like Features*

2. Integral Image

Integral Image atau disebut juga *summed-area table* adalah sebuah teknik representasi gambar yang digunakan untuk mempercepat perhitungan jumlah intensitas piksel pada suatu area persegi dalam gambar. Pada gambar asli, menghitung jumlah intensitas piksel di dalam sebuah kotak biasanya dilakukan dengan menjumlahkan nilai setiap piksel satu per satu. Proses ini tentu sangat lambat, terutama jika jumlah kotak yang harus diperiksa sangat banyak. Untuk mengatasi masalah ini, *integral image* menyimpan nilai kumulatif intensitas piksel, sehingga jumlah intensitas dalam sebuah kotak dapat dihitung hanya dengan menggunakan empat operasi penjumlahan sederhana, berapapun ukuran kotaknya. Cara kerja *integral image* adalah dengan menghitung nilai pada setiap titik (x,y) sebagai jumlah semua piksel di sebelah kiri dan atas titik tersebut, termasuk titik itu sendiri. Dengan demikian, nilai *integral image* pada suatu titik menyimpan informasi kumulatif dari area persegi panjang yang terbentuk dari sudut kiri atas gambar hingga titik tersebut. Hal ini memungkinkan perhitungan jumlah piksel pada suatu area kotak dilakukan dengan cepat hanya menggunakan nilai pada empat titik sudut. Secara keseluruhan, *integral image* berfungsi sebagai peta kumulatif intensitas piksel yang membuat perhitungan area persegi pada gambar menjadi instan. Inovasi ini menjadikan algoritma Haar jauh lebih efisien, sehingga mampu melakukan deteksi wajah secara real-time tanpa membutuhkan komputasi yang terlalu berat.

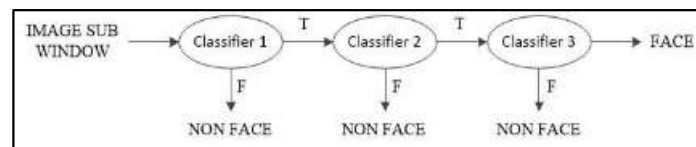


Gambar 2. 3 Proses Integral Image

3. Cascade Classifier

alur kerja *Cascade Classifier* pada metode *Haar Cascade* yang digunakan untuk deteksi wajah. Proses dimulai dari sebuah image *sub window*, yaitu potongan kecil dari gambar asli yang dianggap sebagai kandidat wajah. Setiap *sub window* kemudian diperiksa secara bertahap oleh serangkaian *classifier*. Pada tahap pertama, *classifier 1* akan mengevaluasi apakah jendela tersebut memiliki ciri-ciri dasar wajah. Jika tidak sesuai, langsung dikategorikan sebagai non face dan dihentikan dari proses. Namun, jika lolos, maka jendela tersebut diteruskan ke *classifier 2* untuk pemeriksaan lebih lanjut. Prinsip yang sama berlaku pada tahap kedua, di mana jendela yang tidak memenuhi kriteria akan langsung dibuang sebagai *non face*, sedangkan kandidat yang lolos akan diproses ke *classifier* berikutnya. Pada tahap terakhir, *classifier 3* memberikan keputusan final. Jika jendela masih memenuhi syarat, maka *sub window* tersebut dinyatakan sebagai face. Konsep berlapis inilah yang disebut sebagai *cascade*, karena proses klasifikasi dilakukan secara bertingkat dengan tujuan menyaring kandidat wajah secara efisien. Sebagian besar jendela gambar biasanya bukan wajah, sehingga dapat dieliminasi lebih awal tanpa harus melewati seluruh tahap pemeriksaan. Dengan

cara ini, sistem mampu melakukan deteksi wajah dengan cepat dan tetap menjaga tingkat akurasi yang tinggi.



Gambar 2. 4 Cascade Classifier

2.1.3.2 Convolutional Neural Networks

Convolutional Neural Network atau biasa disebut CNN termasuk kedalam algoritma berbasis *deep learning*. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah kerangka pembelajaran canggih yang dibuat khusus untuk menangani data seperti kisi, seperti gambar (citra dua dimensi). CNN mengambil inspirasi dari sistem visual manusia, di mana mekanisme penglihatan secara bertahap mengidentifikasi pola dari garis sederhana hingga bentuk rumit. CNN sangat populer dalam ranah pemrosesan citra digital karena kemampuannya untuk mengekstraksi karakteristik spasial dan lokal dari citra secara mandiri dan efektif (Salman & Ramdan, 2025).

CNN adalah algoritma pembelajaran mendalam (*deep learning*) yang dirancang khusus untuk mengolah data gambar. CNN secara otomatis belajar mengenali fitur-fitur penting dari gambar, seperti bentuk mata, hidung, atau mulut untuk keperluan pengenalan wajah. Berikut tahapan cara kerja dari CNN.

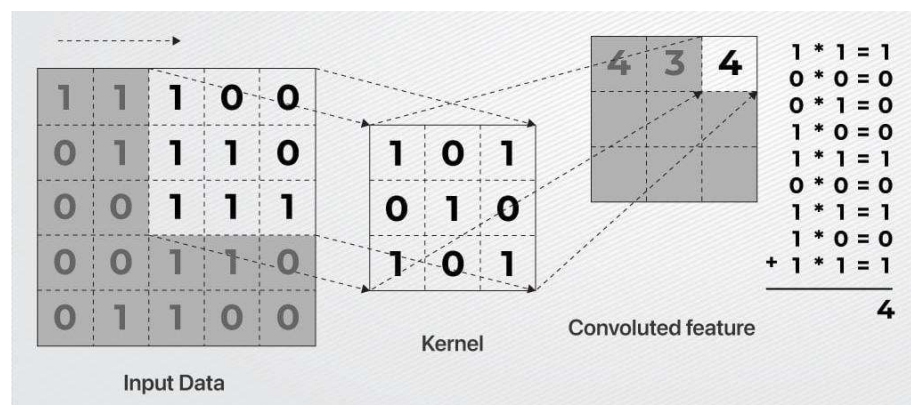
1. Input Citra Wajah

Pada tahap awal, sistem menerima citra wajah dalam format RGB atau grayscale dan menormalkan ukurannya (mis. 112×112 , 128×128 , atau 224×224 piksel) agar seragam. Nilai piksel biasanya dinormalisasi ke rentang 0–1 atau

distandarisasi (mean 0, std 1) untuk menstabilkan pelatihan. Dalam praktik face recognition modern, sebelum masuk CNN dilakukan deteksi wajah lalu alignment berbasis landmark (menyetel posisi mata/hidung) supaya variasi pose berkurang. Selama pelatihan, sering ditambahkan augmentasi data (flip horizontal, perubahan kecerahan/kontras, sedikit rotasi/crop) agar model lebih tahan terhadap kondisi pencahayaan, jarak kamera, dan ekspresi.

2. *Convolutional Layer*

Lapisan ini menggunakan filter (kernel) kecil, seperti ukuran 3x3 atau 5x5, untuk menyapu seluruh gambar. Di setiap posisi, filter melakukan operasi perkalian antara nilainya dan piksel gambar, lalu dijumlahkan menjadi *feature map*. Hasil ini mengekstrak fitur lokal, misalnya garis, tepi mata, lengkungan mulut. Tahap ini bertujuan untuk menemukan pola visual penting dalam gambar.

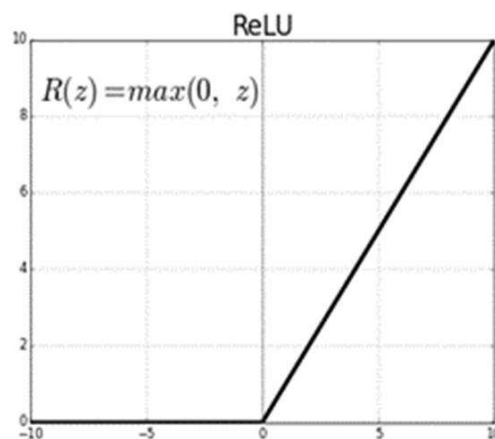


Gambar 2. 5 Caja Kerja *Convolutional Layer*

3. *Activation Function (ReLU)*

Setelah proses konvolusi, hasil yang diperoleh diteruskan ke fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit). Fungsi ini bekerja dengan cara mengubah nilai

negatif menjadi nol ($f(x) = \max(0, x)$) dan mempertahankan nilai positif apa adanya. Dengan begitu, hanya fitur yang “aktif” atau signifikan yang diteruskan ke lapisan berikutnya. ReLU berperan penting dalam menambahkan non-linearitas pada jaringan, sehingga CNN tidak hanya menjadi transformasi linear biasa, melainkan mampu mengenali pola-pola visual yang lebih kompleks. Selain itu, ReLU juga membantu mengatasi masalah vanishing gradient yang sering muncul pada fungsi aktivasi sigmoid atau tanh, dengan menjaga gradien tetap konstan (bernilai 1) pada input positif. Hal ini membuat proses pelatihan lebih cepat, stabil, serta efisien dalam memfokuskan CNN pada fitur penting untuk keperluan pengenalan pola maupun klasifikasi citra.

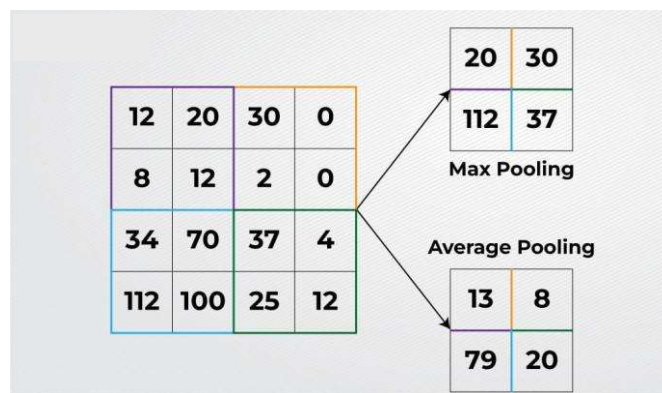


Gambar 2. 6 *Rectified Linear Unit (ReLU) Function*

4. *Pooling Layer*

Pooling merupakan salah satu tahap penting dalam CNN yang berfungsi untuk menyederhanakan hasil konvolusi dengan cara mengecilkan ukuran data tanpa menghilangkan informasi penting. Proses ini dilakukan dengan mengambil nilai dari area kecil, misalnya 2×2 piksel, menggunakan dua pendekatan umum

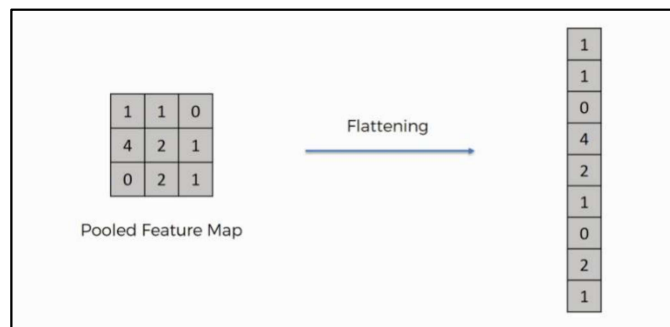
yaitu *Max Pooling* dan *Average Pooling*. Pada *Max Pooling*, sistem memilih nilai terbesar dari tiap area sehingga fitur dominan seperti tepi atau pola yang kuat tetap terjaga. Sedangkan pada *Average Pooling*, sistem menghitung rata-rata nilai dalam area tersebut sehingga informasi yang dihasilkan lebih halus dan merata. Dengan adanya pooling, ukuran data menjadi lebih kecil, pemrosesan lebih cepat, dan risiko overfitting dapat dikurangi, namun ciri penting dari citra tetap dipertahankan.



Gambar 2. 7 Cara Kerja *Pooling Layer*

5. *Flattening*

Output CNN yang semula berbentuk 3D ($H \times W \times C$) perlu diubah menjadi representasi 1D agar bisa diproses oleh lapisan *fully connected*. Proses ini disebut *flattening*, yaitu meratakan seluruh nilai dari sebuah feature map ke dalam bentuk vektor. Misalnya pada gambar, sebuah matriks hasil pooling berukuran 3×3 diubah menjadi vektor 1 dimensi dengan 9 elemen. Cara tradisional ini juga berlaku pada ukuran yang lebih besar, contohnya feature map $32 \times 32 \times 1$ akan menjadi vektor dengan 1024 elemen.

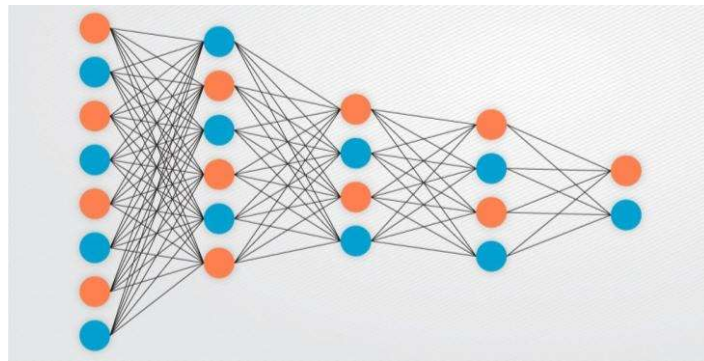


Gambar 2. 8 Proses Flattening

6. *Fully Connected Layer (Dense Layer)*

Fully Connected Layer merupakan lapisan akhir dalam arsitektur *Convolutional Neural Network* yang berfungsi untuk mengubah hasil ekstraksi fitur menjadi keputusan klasifikasi. Setelah melewati proses *convolution*, *activation*, *pooling*, dan *flattening*, data yang semula berbentuk *feature map* akan diubah menjadi vektor satu dimensi. Vektor ini kemudian menjadi input bagi *fully connected layer*. Disebut “*fully connected*” karena setiap *neuron* pada lapisan ini terhubung ke semua neuron di lapisan sebelumnya, sehingga jaringan dapat mengombinasikan semua fitur yang telah diekstrak untuk membentuk representasi yang lebih kompleks. Cara kerjanya adalah setiap *neuron* pada FCL melakukan perhitungan matematis dengan mengalikan bobot dengan input, menambahkan bias, lalu menerapkan fungsi aktivasi. Proses ini memungkinkan jaringan untuk mengenali pola non-linear yang lebih abstrak dari data masukan. Pada lapisan terakhir, digunakan fungsi aktivasi seperti *Softmax* untuk menghasilkan probabilitas dari setiap kelas. Dengan demikian, FCL berperan penting dalam tahap

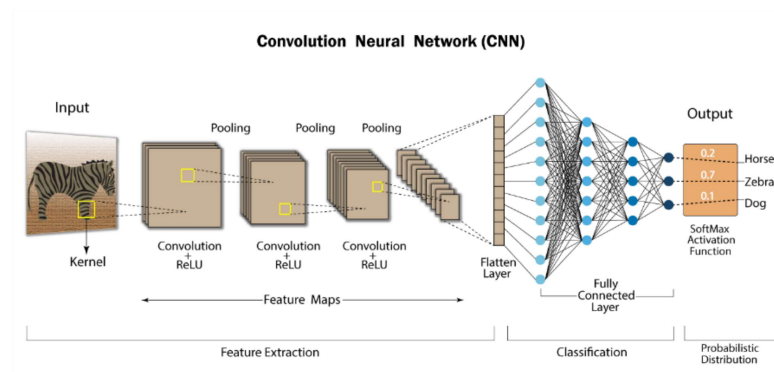
akhir pengenalan pola, karena lapisan inilah yang menentukan hasil klasifikasi, misalnya wajah mana yang sesuai dalam sistem absensi berbasis *face recognition*.



Gambar 2. 9 *Fully Connected Layer*

7. Output Layer

Pada lapisan output, biasanya digunakan fungsi logistik seperti *sigmoid* atau *softmax* untuk melakukan klasifikasi terhadap keluaran dari *fully connected layer* terakhir. Proses ini akan menghasilkan skor probabilitas pada setiap kelas, sehingga jaringan dapat menentukan hasil klasifikasi. Hasil akhir tersebut dapat berupa nilai probabilitas maupun *embedding* wajah yang kemudian dibandingkan dengan data pada database. Jika vektor wajah yang dihasilkan cocok dengan salah satu vektor wajah yang tersimpan di dalam *database*, maka identitas dapat dikenali dan dideteksi dengan tepat.



Gambar 2. 10 *Output Layer*

Dalam melakukan proses *face recognition* diperlukan dataset wajah agar wajah yang dideteksi dapat dikenali oleh sistem. Dataset adalah kumpulan data pengelompokan bahan atau dokumen yang mencakup satu atau lebih catatan. Masing-masing koleksi record ini disebut sebagai dataset dan berfungsi sebagai tempat penyimpanan data. Informasi yang dibutuhkan oleh program atau sistem operasi disimpan dalam kumpulan data (Cappi dkk., 2020). Dataset untuk penelitian ini dapat diperoleh dari pengumpulan secara mandiri yang dilakukan dengan objek yang ada disekitar lingkungan penulis. Dataset yang diperoleh adalah citra wajah yang diambil dalam jumlah yang ditentukan kemudian diubah menjadi citra grayscale.



Gambar 2. 11 Dataset Gambar

2.2 Penelitian Terdahulu

Penelitian ini dilakukan berdasarkan penelitian terdahulu sebagai acuan peneliti dalam pengumpulan data. Penelitian terdahulu juga berfungsi untuk menambah kajian pada penelitian yang akan dilakukan peneliti. Berikut adalah penelitian terdahulu yang berhubungan dengan penelitian kali ini.

1. Penelitian oleh (Palagan & Praveen, 2023) dengan judul **“Smart Attendance Management System Using Convolutional Neural Network”**, penelitian ini membahas permasalahan klasik dalam sistem absensi manual yang sering kali rentan terhadap pemalsuan data, seperti titip absen atau pengisian absensi oleh orang lain. Selain itu, sistem absensi berbasis NFC meskipun cepat dan praktis, tetap memiliki celah keamanan karena tag dapat dipinjamkan ke orang lain. Sistem absensi yang bersifat statis atau tidak portabel juga menjadi hambatan tersendiri, terutama dalam lingkungan pendidikan di mana mobilitas tinggi diperlukan. Masalah lain yang dihadapi adalah ketidakkonsistenan data wajah akibat variasi pencahayaan, ekspresi, atau sudut pengambilan gambar, yang dapat menurunkan akurasi sistem pengenalan wajah. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penulis mengembangkan sistem absensi otomatis berbasis pengenalan wajah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Sistem ini memanfaatkan kombinasi teknik deteksi wajah menggunakan *Haar Cascade Classifier* dan ekstraksi fitur menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP). Sebelum pengolahan lebih lanjut, gambar wajah akan melalui tahapan preprocessing seperti konversi ke grayscale, cropping, dan normalisasi ukuran. Selain itu, untuk meningkatkan performa model CNN, digunakan teknik

augmentasi data seperti rotasi, zoom, dan pergeseran agar dataset menjadi lebih bervariasi dan representatif. sistem ini mampu menghasilkan output berupa pencatatan kehadiran mahasiswa secara otomatis dalam file CSV atau Excel. Ketika wajah berhasil dikenali dari video kamera secara real-time, sistem akan mencocokkan data wajah dengan database dan menandai kehadiran mahasiswa secara langsung. Antarmuka web akan menampilkan informasi siswa yang berhasil dikenali. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem ini mampu mencapai tingkat akurasi hingga 92% dalam kondisi lingkungan yang ideal. Namun demikian, terdapat beberapa kendala dalam penerapannya. Sistem ini sangat tergantung pada kualitas kamera dan pencahayaan ruangan. Dengan jumlah foto yang terbatas per siswa, sistem bisa mengalami kesulitan mengenali wajah dari sudut atau ekspresi yang berbeda. Perangkat keras seperti *Raspberry Pi* memiliki keterbatasan komputasi sehingga kurang ideal untuk pelatihan skala besar.

2. Penelitian oleh (Goyal dkk., 2021) dengan judul **“Online Attendance Management System Based on Face Recognition Using CNN”**, Penelitian ini mengangkat permasalahan utama dalam dunia pendidikan digital, yaitu tidak efektifnya sistem absensi manual selama perkuliahan daring. Dalam konteks ini, mahasiswa dapat dengan mudah menghindari kehadiran tanpa terdeteksi karena tidak ada sistem validasi visual yang akurat. Oleh karena itu, penulis merancang sistem absensi otomatis berbasis pengenalan wajah yang bekerja dengan mendeteksi dan mengenali wajah mahasiswa dari video perkuliahan. Sistem ini bekerja dengan cara membandingkan wajah yang terekam dalam video dengan

database gambar wajah yang telah didaftarkan sebelumnya. Tujuannya adalah memastikan kehadiran dicatat secara akurat tanpa bisa dimanipulasi, serta dilakukan secara otomatis dalam rentang waktu tertentu selama sesi berlangsung. Secara teknis, metode yang digunakan dalam penelitian ini mencakup beberapa komponen penting seperti pengumpulan dataset, deteksi wajah, pengenalan wajah, dan penandaan kehadiran otomatis. Dalam proses deteksi wajah, digunakan metode *Haar Cascade Classifier* berbasis fitur persegi panjang sederhana yang dikombinasikan dengan teknik integral image dan AdaBoost classifier untuk meningkatkan akurasi dan kecepatan. Algoritma utama yang digunakan dalam pengenalan wajah adalah CNN (*Convolutional Neural Network*) dan VGG16, yang keduanya diuji untuk membandingkan performa, kemudian hasil data kehadiran yang secara otomatis dicatat ke dalam file Excel (.xlsx), di mana setiap wajah yang dikenali dari video akan diberi label hadir. Wajah yang tidak dikenali akan tetap diberi nilai kosong atau nol, menandakan ketidakhadiran. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa akurasi model CNN mencapai 98%, sedangkan VGG16 mencapai 99,97%, menjadikan VGG16 pilihan utama dalam implementasi sistem ini. Proses ini dilakukan dengan efisien bahkan untuk banyak wajah dalam satu video, dan hasil pengenalan ditampilkan dalam bentuk array serta direkap secara terstruktur dalam Excel. Meskipun sistem ini menunjukkan hasil yang sangat baik, terdapat beberapa kendala yang harus diperhatikan. Pertama, pengumpulan dan pelabelan data wajah membutuhkan waktu dan ketelitian tinggi. Kedua, kualitas video sangat mempengaruhi performa sistem, termasuk pencahayaan, posisi wajah, dan resolusi kamera. Selain itu, kompleksitas model VGG16 membutuhkan sumber

daya komputasi besar, terutama dalam pelatihan awal. Sistem ini juga belum diterapkan secara real-time, sehingga masih perlu dikembangkan untuk dapat mendeteksi dan mencatat kehadiran langsung selama video conference berlangsung.

3. Penelitian oleh (Ahmed dkk., 2022) dengan judul "**An Intelligent Attendance System Based on Convolutional Neural Networks for Real-Time Student Face Identifications**", penelitian ini membahas tantangan dalam sistem pencatatan kehadiran mahasiswa yang masih dilakukan secara manual, seperti pemanggilan nama atau pengisian daftar hadir yang memakan waktu dan rentan manipulasi. Untuk mengatasi hal ini, penulis mengembangkan sistem absensi otomatis berbasis pengenalan wajah secara *real-time*, yang ditujukan untuk lingkungan kecil seperti ruang kelas. Sistem ini menggabungkan beberapa teknik: deteksi wajah menggunakan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), identifikasi wajah menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan ekstraksi fitur dengan *FaceNet*, serta klasifikasi wajah menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Selain itu, *Haar Cascade Classifier* digunakan untuk menghitung jumlah wajah dalam suatu citra sebagai mekanisme validasi tambahan. Output dari sistem ini adalah pencatatan kehadiran secara otomatis dalam basis data dan file laporan. Aplikasi dibagi menjadi tiga, aplikasi guru (untuk mengambil foto dan input jadwal), aplikasi siswa (untuk melihat hasil kehadiran dan peringatan batas ketidakhadiran), serta aplikasi orang tua (untuk menerima notifikasi). Seluruh hasil pengenalan wajah akan ditandai dalam database dan laporan kehadiran dibuat

secara digital, dengan akurasi yang sangat tinggi. Berdasarkan hasil pengujian, sistem mencapai akurasi hingga 99,75% dalam mengenali wajah siswa, dengan performa terbaik ketika jumlah orang dalam gambar di bawah 15. Saat jumlah orang meningkat hingga 30, akurasi menurun menjadi sekitar 92% karena munculnya bayangan, kabur, atau wajah tertutup objek. Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, metode ini menunjukkan peningkatan signifikan baik dari segi akurasi maupun efisiensi klasifikasi.

4. Penelitian oleh (Setiawan & Lukman, 2024) dengan judul **“Attendance System Face Recognition Using Convolutional Neural Network (CNN)”**. penelitian ini membahas pengembangan sistem absensi berbasis pengenalan wajah yang diterapkan dalam konteks perpustakaan, sebagai solusi terhadap sistem manual yang lambat dan rentan kesalahan manusia. Penelitian ini memanfaatkan teknologi *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Haar Cascade Classifier* untuk mendeteksi serta mengenali wajah secara otomatis. Sistem dikembangkan untuk meningkatkan efisiensi pencatatan kehadiran dengan memanfaatkan kemampuan CNN dalam mengenali pola visual kompleks dan akurasi tinggi dalam klasifikasi citra. Penggunaan teknologi ini diharapkan menggantikan metode absensi manual yang mengandalkan tanda tangan atau pencatatan nama secara tertulis. Dalam metode yang digunakan, penelitian ini mengikuti kerangka CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*), untuk deteksi wajah digunakan metode *Haar Cascade Classifier* yang dikembangkan oleh Viola-Jones. Hasil dari implementasi sistem menunjukkan bahwa CNN yang digunakan berhasil

mencapai akurasi 95% dalam mengenali wajah pada proses pengujian. Sistem diuji dengan berbagai posisi wajah seperti tegak lurus, rotasi ke kanan dan kiri, serta posisi menunduk dan mendongak, dengan jarak sekitar 50–80 cm dari kamera, dan seluruh skenario berhasil dikenali. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk langsung mencatat kehadiran ke dalam sistem hanya dengan menekan tombol pada keyboard setelah wajah dikenali oleh kamera. Visualisasi antarmuka aplikasi juga menunjukkan pengenalan wajah secara real-time dengan label identitas yang akurat. Penelitian ini menyimpulkan bahwa kombinasi CNN dan *Haar Cascade* dapat membentuk sistem absensi berbasis wajah yang efektif dan efisien, terutama dalam konteks layanan perpustakaan.

5. Penelitian oleh (Shailender Kuma dkk., 2020) dengan judul **“Convolutional Neural Network based Automated Attendance System by using Facial Recognition Domain”**, penelitian ini membahas kebutuhan akan sistem absensi otomatis yang dapat menggantikan metode manual yang memakan waktu dan rentan manipulasi, khususnya di lingkungan pendidikan seperti universitas. Metode absensi tradisional seperti tanda tangan atau pemanggilan nama sering kali tidak efisien dan memungkinkan terjadinya praktik "titip absen". Untuk menjawab masalah tersebut, penulis mengembangkan sistem absensi berbasis pengenalan wajah real-time menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Sistem ini bertujuan untuk mendeteksi dan mengenali wajah mahasiswa secara otomatis dari video kelas, lalu mencatat kehadiran berdasarkan tingkat kemunculan wajah selama sesi berlangsung. Proses sistem dimulai dengan

merekam kelas menggunakan kamera video, di mana setiap frame video dianalisis secara bertahap. Pada setiap frame, sistem melakukan deteksi wajah menggunakan metode *Haar Cascade Classifier*, kemudian mengidentifikasi wajah yang dikenali. Untuk meningkatkan keakuratan, sistem hanya akan menandai kehadiran jika wajah mahasiswa muncul dalam minimal 60% dari total frame selama kelas berlangsung. Hal ini diterapkan untuk mengurangi kemungkinan *false positive* akibat deteksi sesaat atau pengenalan yang keliru dalam satu-dua frame. Proses pra-pemrosesan data dilakukan menggunakan pustaka *face_recognition* (berbasis Dlib), di mana setiap wajah dikonversi menjadi vektor berdimensi 128 menggunakan CNN yang telah dilatih sebelumnya. Langkah-langkah penting dalam proses ini meliputi: konversi citra ke *grayscale*, deteksi fitur wajah, penyelarasan sudut pandang wajah (agar tidak salah deteksi karena pose berbeda), dan encoding wajah menjadi representasi numerik (128-d vector). Pencocokan dilakukan dengan menghitung jarak Euclidean antara vektor wajah input dan vektor wajah dalam database jika jaraknya di bawah ambang tertentu, wajah dianggap cocok. Sistem diuji dengan menggunakan database citra wajah dari 16 mahasiswa. Uji coba dilakukan dengan jumlah gambar pelatihan per individu yang bervariasi, dari 1 hingga 25 gambar. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semakin banyak jumlah gambar per orang dalam dataset pelatihan, semakin tinggi akurasi pengenalan wajah yang dicapai. Dengan 25 gambar per orang, sistem mencapai akurasi tertinggi sebesar 96,15%. Data hasil absensi disimpan dalam database MySQL melalui WAMP Server dan dikelompokkan berdasarkan tanggal perkuliahan.

6. Penelitian oleh (Chowdhury dkk., 2020) dengan judul “**Development of an Automatic Class Attendance System using CNN-based Face Recognition**”,

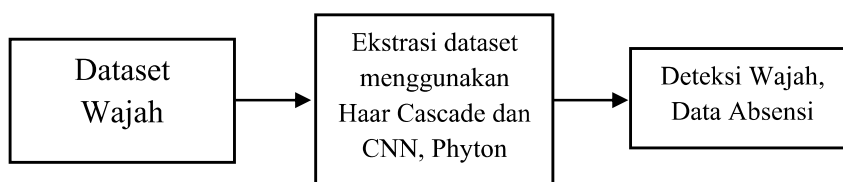
Penelitian ini menyikapi permasalahan dalam proses pencatatan kehadiran manual yang masih lazim digunakan di institusi pendidikan. Sistem tradisional seperti absensi tanda tangan atau pemanggilan nama memakan waktu dan mudah dimanipulasi. Sistem biometrik alternatif seperti sidik jari dan iris membutuhkan perangkat keras yang mahal dan kompleks. Oleh karena itu, penulis mengembangkan sistem absensi otomatis berbasis pengenalan wajah dengan CNN (*Convolutional Neural Network*), yang menawarkan solusi efisien, akurat, dan tidak membutuhkan kontak langsung. Sistem yang dikembangkan terdiri dari empat tahap utama, yaitu data entry, training dataset, face recognition, dan pencatatan kehadiran otomatis. Proses dimulai dengan pengambilan 20 gambar per mahasiswa melalui kamera video secara berkala (setiap 2 detik), dengan posisi wajah yang bervariasi agar model dapat mengenali wajah dalam kondisi yang berbeda. Data tersebut kemudian dilabeli dan disimpan dalam folder per individu. Setelah data dikumpulkan, sistem akan melakukan pelatihan secara otomatis menggunakan pendekatan *triplet training*, yaitu membandingkan dua gambar wajah dari orang yang sama dengan satu dari orang berbeda, untuk melatih CNN mengenali wajah secara akurat. Untuk proses pengenalan wajah, sistem menggunakan pustaka `face_recognition` yang berbasis Dlib, menghasilkan vektor representasi wajah berdimensi 128. Setiap wajah dalam video real-time akan dibandingkan dengan database menggunakan perhitungan jarak Euclidean. Jika hasil pengenalan memiliki nilai kepercayaan yang tinggi, maka wajah akan diidentifikasi sebagai

mahasiswa terdaftar; jika tidak, akan diberi label ‘*Unknown*’. Hasil pencocokan wajah kemudian secara otomatis dicatat dalam *spreadsheet* yang memuat ID, nama mahasiswa, waktu, dan periode kelas. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semakin banyak jumlah gambar per mahasiswa dalam dataset, semakin tinggi akurasi pengenalan wajah. Dengan hanya 5 gambar per mahasiswa, akurasi rata-rata sistem hanya mencapai sekitar 49%, sedangkan dengan 20 gambar, akurasi naik hingga 91,94%. Namun, akurasi mengalami penurunan saat jumlah gambar per mahasiswa tidak merata, karena sistem cenderung lebih mudah mengenali individu dengan jumlah data lebih banyak. Selain itu, pengujian menunjukkan bahwa sistem mengalami kesulitan mengenali wajah jika posisi mahasiswa terlalu jauh dari kamera, sehingga penempatan kamera yang strategis menjadi sangat penting.

7. Penelitian oleh (Nurkhamid dkk., 2021) dengan judul **“Intelligent Attendance System with Face Recognition using the Deep Convolutional Neural Network Method”**, Artikel ini membahas permasalahan pada sistem absensi manual dan online yang masih dianggap tidak efisien karena memakan waktu dan bergantung pada kehadiran fisik atau perangkat tertentu. Untuk mengatasi hal ini, penulis mengembangkan sistem absensi cerdas berbasis pengenalan wajah menggunakan metode *Deep Convolutional Neural Network* (DCNN). Metode ini diterapkan melalui beberapa algoritma, yakni *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) untuk pencarian wajah, *Face Landmark Estimation* untuk proyeksi wajah, *Deep CNN* untuk pengkodean wajah, serta *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi identitas wajah. Sistem ini dirancang dalam

arsitektur web dengan front-end berbasis HTML, CSS, *JavaScript*, dan *back-end* menggunakan Python serta PHP. Output dari penelitian ini adalah sistem yang mampu mengenali dan mencatat kehadiran mahasiswa secara otomatis berdasarkan foto kelas, dengan akurasi 81,25% saat wajah menghadap ke depan, 75% saat menyamping, dan 43,75% saat menunduk. Kendala utama yang ditemukan adalah penurunan akurasi pengenalan wajah saat posisi wajah tidak menghadap kamera, serta belum dilakukan pengujian pada kondisi pencahayaan atau kualitas kamera yang berbeda.

2.3 Kerangka Berpikir



Gambar 2. 12 Kerangka Berpikir

Berikut penjelasan dari kerangka pikiran agar dapat dipahami.

1. Dataset Wajah

Data yang di input berupa citra wajah mahasiswa yang diambil dari kamera dan kategori wajah berdasarkan orientasi (menghadap depan, menyamping, atau menunduk). Data ini akan digunakan sebagai basis pelatihan dan pengenalan wajah.

2. Ekstraksi Data menggunakan Haar Cascade dan CNN, Python

Tahap pemrosesan diawali dengan deteksi wajah menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* untuk menemukan posisi wajah dalam citra. Selanjutnya, wajah yang terdeteksi diekstraksi dan diproses menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang melakukan ekstraksi fitur, encoding wajah, serta klasifikasi untuk mengenali identitas individu..

3. Deteksi Wajah, Data Absensi

Setelah model dilatih, sistem akan menghasilkan output berupa hasil deteksi dan identifikasi wajah, yang digunakan untuk mencatat kehadiran mahasiswa secara otomatis dalam sistem absensi digital.