

## Penerapan Algoritma Haar Cascade Classifier dan Computer Neural Network Sebagai Presensi Karyawan

Doni Karseno<sup>✉</sup>, Yuhandri, Agung Ramadhani

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Putra Indonesia Yptk Padang, Padang, 25145, Indonesia

[r2sdi@nhu@gmail.com](mailto:r2sdi@nhu@gmail.com)

### Abstract

A facial recognition system is a computer program that can automatically detect digital images or videos to identify or authenticate a person automatically. The difficulty in facial recognition problems is largely due to the lack of success in finding the features of the image. Object recognition is widely used by industry professionals for inspection, registration, or manipulation purposes. This research aims to identify the faces of each employee. The method used in this study is the Haar Cascade Classifier (HCC) for face detection and the Convolutional Neural Network (CNN) for the face identification process. This facial recognition process can be used to identify each employee, ensuring that no fraud occurs in digital attendance. In this study, the data was collected from the Indragiri Institute of Technology and Business. The Haar Cascade Classifier algorithm is a method that can be used in the process of recognizing human facial patterns. Meanwhile, the Convolutional Neural Network is a method used to identify and classify the results from the Haar Cascade Classifier as an initial stage. In image classification, the Convolutional Neural Network is a method that can be used for face classification. The Convolutional Neural Network architecture used in this research is AlexNet. The dataset from ImageNet contains more than 14 million images categorized into thousands of classes. The Convolutional Neural Network has an architecture inspired by the structure of the human visual system and is highly effective for image recognition and classification tasks. The conclusion of this research is that by combining the Haar Cascade Classifier and Convolutional Neural Network methods, the process of recognizing and classifying facial objects can be accelerated. This study used a diverse set of face datasets, encompassing variations in viewpoint, expression, and lighting conditions. The data used consisted of all employees, totaling 106 face data points. The CNN model was then trained using 85% of the total data as training data. After the model was trained, the CNN model was evaluated using several evaluation metrics. The evaluation results showed a good accuracy rate of 91%. The results of this study can be used for digital attendance based on facial recognition for employees at the Indragiri Institute of Technology and Business.

Keywords: Face Recognition, Haar Cascade Classifier, Convolutional Neural Network, Alexnet, Presence.

### Abstrak

Sistem pengenalan wajah merupakan program komputer yang secara otomatis dapat mendeteksi gambar digital atau video untuk mengidentifikasi atau mengautentikasi seseorang secara otomatis. Kesulitan dalam masalah pengenalan wajah sebagian besar disebabkan oleh kurangnya keberhasilan dalam menemukan fitur gambar tersebut. Pengenalan objek banyak digunakan oleh para pelaku industri untuk keperluan inspeksi, registrasi atau manipulasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi wajah pada masing-masing karyawan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Haar Cascade Classifier (HCC) sebagai pendeteksi wajah dan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk proses identifikasi wajah. Algoritma Haar Cascade Classifier menjadi metode yang dapat digunakan dalam proses pengenalan polah wajah manusia sedangkan CNN merupakan metode untuk mengidentifikasi serta mengklasifikasi hasil dari metode Haar Cascade Classifier sebagai tahap awal. Dataset penelitian ini bersumber dari *ImageNet* lebih dari 14 juta gambar yang dikategorikan dalam ribuan kelas. Convolutional Neural Network memiliki arsitektur yang terinspirasi oleh struktur visual sistem manusia dan sangat efektif untuk tugas-tugas pengenalan gambar dan klasifikasi. Metode Haar Cascade Classifier dapat mengenali pola wajah sangat akurat sampai dengan 98,8% dengan waktu rata-rata yang dibutuhkan sebesar 0,85s. Algoritma Haar Cascade Classifier menjadi metode yang telah terbukti sangat akurat dan efisien dalam mengenali pola wajah seseorang, namun memiliki beberapa keterbatasan, termasuk kesulitan dalam mendeteksi wajah dalam kondisi pencahayaan yang sulit atau kualitas kamera yang tidak sesuai atau ketika wajah tertutup Sebagian atau seluruhnya. Sedangkan Convolutional Neural Network merupakan metode untuk mengidentifikasi serta mengklasifikasi hasil dari metode Haar Cascade Classifier, tingkat akurasi pada metode Convolutional Neural Network ini adalah 92%. Manfaat dari penelitian ini dapat digunakan untuk media presensi digital berbasis pengenalan wajah pada karyawan Institut Teknologi Dan Bisnis Indragiri.

Kata kunci: Pengenalan Wajah, Haar Cascade Classifier, Convolutional Neural Network, Alexnet, Presensi.

*KomtekInfo is licensed under a Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License.*



### 1. Pendahuluan

Konsep *Internet of Things* (IoT) berkembang pesat dan mempengaruhi perkembangan baru di berbagai domain

aplikasi, seperti *Internet of Mobile Things* (IoMT), *Autonomous Internet of Things* (A-IoT), *Autonomous System of Things* (ASoT), *Internet of Autonomous*

Things (IoAT), *Internet of Things Clouds* (IoT-C) dan *Internet Of Robotic Things* (IoRT) dll yang semakin maju dengan menggunakan teknologi IoT [1]. Pengenalan wajah telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi seperti keamanan seperti sistem keamanan kunci pintu berbasis biometrik, hingga kenyamanan konsumen seperti sistem pengenalan wajah untuk membuka ponsel yang terkunci. Teknologi pengenalan objek memiliki potensi yang sangat besar di era society 5.0 karena seluruh pelaku industri sudah mengarah ke *artificial intelligence*.

Dalam survei ini, kami pertama kali memperkenalkan pengenalan wajah sebagai teknologi biometrik. Selanjutnya, kami memperkenalkan model pengenalan wajah yang dikategorikan menjadi tiga bagian; kami memperkenalkan database wajah yang digunakan oleh para peneliti di domain ini untuk menguji pendekatan dan tahapan pengenalan wajah mereka,[2].

Sistem pelacakan kehadiran yang diusulkan, IOATS, diterapkan pada siswa dan staf. Kami pikir alat ini akan membantu menjaga integritas akademik dalam hal kehadiran. Bahkan ketika kelas ditawarkan secara online, sekolah akan dapat menerapkan standar kehadiran yang ketat. Ini memastikan bahwa semua siswa yang berpartisipasi dalam kelas ditandai sebagai hadir. Selama pembelajaran, program pengenalan wajah tidak memanfaatkan lalu lintas jaringan apa pun karena beroperasi secara lokal. Itu terus mengambil gambar selama pelajaran dan memvalidasi identitas siswa. Program ini mengotomatiskan prosedur kehadiran, memberikan pendidik lebih banyak waktu untuk mengajar [3].

Penelitian ini mengimplementasikan metode Haar Cascade Classifier untuk mendeteksi tanaman bawang merah, dengan fokus pada pemanfaatan teknologi Computer Vision. Latar belakang penelitian ini didasarkan pada pentingnya bawang merah dalam ekonomi Indonesia dan tantangan yang dihadapi petani akibat serangan hama dan penyakit. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan dataset positif dan negatif, pra-pemrosesan data, pelatihan metode, dan evaluasi hasil. Dataset positif diambil dari gambar tanaman bawang merah, sedangkan dataset negatif terdiri dari gambar tanpa objek bawang merah. Evaluasi dilakukan dengan mengukur akurasi, presisi, recall, dan f1 score [4].

Sistem pengenalan dan identifikasi wajah dirancang dan dikembangkan menggunakan pendekatan deep learning. Prosedur keseluruhan pengembangan sistem pengenalan wajah ini mulai dari pelatihan data menggunakan pendekatan CNN hingga pengenalan wajah dijelaskan. Terbukti bahwa dengan banyaknya gambar wajah yang dilatih menjadi pengklasifikasi dapat mencapai akurasi 91,7% dalam mengenali gambar dan 86,7% dalam video real-time. Ada beberapa faktor yang dapat mempengaruhi keakuratan sistem. Ketika intensitas cahaya tidak mencukupi,

keakuratannya relatif rendah dibandingkan dengan intensitas cahaya yang lebih tinggi. Selain itu, classifier merupakan elemen utama dalam proses pengenalan. Semakin lama pengklasifikasi dilatih, semakin baik kinerja pengklasifikasi tersebut. Gambar yang digunakan untuk melatih pengklasifikasi harus berada dalam berbagai kondisi untuk menghasilkan pengklasifikasi yang kuat. Deteksi wajah menggunakan segmentasi kulit diusulkan dalam makalah ini. Hasil akhir sistem tepat. Meskipun variasi iluminasi, metode yang diusulkan menghasilkan hasil yang diinginkan. Kami mengusulkan pendekatan berbasis pengukuran baru berdasarkan hanya empat foto wajah untuk menghindari variasi pencahayaan ini [5].

Berdasarkan hasil pengujian pada deteksi wajah menggunakan metode *Haar Cascade Classifier*, maka didapatkan total akurasi adalah 100%, jika citra inputan memiliki objek wajah dengan posisi frontal, sedangkan akurasi dibawah 50% didapatkan dari citra inputan yang memiliki objek wajah frontal/tidak frontal sama sekali. Hasil ini dipengaruhi oleh posisi wajah yang ada pada citra inputan. Sedangkan untuk kesalahan deteksi, didapatkan hasil sebesar 24%. Pada sistem ini juga telah berhasil mengubah citra inputan berwarna menjadi citra keabuan dengan menggunakan library OpenCV. Posisi wajah sangat dipengaruhi dalam mendeteksi wajah. Sistem ini tidak dapat mendeteksi wajah yang memiliki posisi tidak frontal. Penerapan *Haar Cascade Classifier* dalam Mendeteksi Wajah dan Transformasi Citra Grayscale Menggunakan OpenCV [6]

Algoritma ini telah digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan wajah, sistem keamanan dan pengawasan, serta penelitian visi komputer. Meskipun keakuratan algoritma dapat bervariasi tergantung pada aplikasi spesifik dan kondisi penggunaannya, algoritme ini tetap merupakan alat yang ampuh dan efektif untuk mendeteksi wajah dalam gambar dan video. Namun, penting untuk dicatat bahwa algoritma *Haar Cascade Classifier* bukannya tanpa keterbatasan. Ini mungkin mengalami kesulitan dalam mendeteksi wajah dalam kondisi pencahayaan yang menantang atau ketika wajah tertutup sebagian, dan mungkin tidak cocok untuk aplikasi real-time yang mengutamakan kecepatan [7].

Berdasarkan analisis yang dilakukan proses deteksi wajah menggunakan algoritma *Haar Cascade Classifier* dan *Convolutional Neural Network* menghasilkan akurasi program sebesar 98.84% dengan serta waktu rata - rata yang dibutuhkan dalam mengenal wajah yaitu sebesar 0,05s [8]. Algoritma deteksi wajah yang menggunakan pengklasifikasi kaskade Haar meningkatkan waktu pemrosesan seiring dengan meningkatnya jumlah positif palsu. Untuk meningkatkan kecepatan pemrosesan dan mengurangi jumlah positif palsu untuk deteksi wajah, penelitian ini mengusulkan proses kalibrasi komponen vertikal menggunakan transformasi wavelet diskrit 2D Haar untuk pengklasifikasi kaskade Haar. Kami mengevaluasi dan membandingkan kinerjanya

menggunakan FDDB, yang merupakan kumpulan data pengujian publik yang terdiri dari 2.845 gambar. Saat menggunakan file *haarcascade\_frontalface\_alt.xml*, hasil deteksi wajah dari penerapan metode yang diusulkan menunjukkan peningkatan kecepatan pemrosesan sebesar 32,05% dan pengurangan jumlah positif palsu sebesar 25,46% dibandingkan dengan HE, yang menunjukkan kasus kinerja terbaik di antara konvensional metode pra-pemrosesan berbasis filter. Selain itu, waktu pemrosesan dan akurasi deteksi metode yang diusulkan serupa dengan metode konvensional berbasis kontraksi gambar Penulis [9].

Peningkatan ancaman keamanan data menjadi konsekuensi dari kemajuan teknologi yang terus berkembang, terutama dengan adanya teknologi yang memungkinkan akses ke data dari jarak jauh. Penting untuk selalu menjaga keamanan data dan mengambil langkah-langkah preventif untuk mencegah terjadinya

pencurian data. Face Recognition (pengenalan wajah) merupakan salah satu dari beberapa teknologi biometrik yang dapat digunakan untuk sistem verifikasi identitas. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui akurasi dari penerapan metode Haar Cascade Classifier dan Local Binary Pattern Histogram untuk pengenalan wajah. Data yang digunakan berjumlah 5 kelas, dengan masing-masing kelas memiliki 250 citra wajah. Total data yang digunakan berjumlah 1250 citra wajah, terdiri dari 1000 data latih (*train*) [10].

Pada tahun 2022 muncul peraturan baru tentang penggunaan masker saat didalam ruangan dan pembatasan jumlah pengunjung saat didalam ruangan. Adanya pembatasan jumlah pengunjung dan juga penggunaan masker didalam ruangan ini sebagai upaya pencegahan dan pengendalian Covid- 19 supaya tidak terjadi penyebaran Covid-19 seperti tahun-tahun sebelumnya. Oleh karena itu pada penelitian ini penulis merancang alat berbasis image processing untuk deteksi jumlah pengunjung dan penggunaan masker dengan menggunakan metode You Only Look Once (YOLO) dan Haar Cascade Classifier yang hasil dari kedua metode tersebut akan dibandingkan hasilnya. Menggunakan kamera yang digunakan sebagai input dari pendeteksian yang nantinya output dari alat ini berupa Display Led dan speaker untuk informasi terhadap pengunjung. Setelah dilakukan pengujian didapatkan hasil dari sistem ini dengan menggunakan metode YOLO tingkat keberhasilan 93,3 % untuk deteksi jumlah pengunjung. Sedangkan untuk metode Haar Cascade Classifier tingkat keberhasilan 85,7 % untuk deteksi jumlah pengunjung [11].

Gambar yang digunakan untuk pengujian sistem yang diusulkan memberikan tingkat hit 2% lebih banyak dibandingkan sistem LBP yang ada. Hasil keseluruhan dapat meningkat secara bertahap tergantung pada jumlah gambar yang dilatih. Sistem yang diusulkan memerlukan rig PC kelas atas untuk mendapatkan hasil yang lebih baik karena pada akhirnya akan

meningkatkan kecepatan komputasi sehingga menghasilkan pelatihan gambar yang lebih cepat. Ini mungkin merupakan kelemahan paling parah dalam sistem ini karena PC biasa yang digunakan di rumah tidak memiliki kekuatan pemrosesan yang diperlukan untuk pelatihan gambar untuk kumpulan data yang diperlukan. Grafik garis yang membandingkan dua algoritma (LBP dan Haar) telah digambarkan. Grafik tersebut dengan jelas menunjukkan seberapa baik kinerja Haar dibandingkan LBP yang ada. Ketika jumlah objek bertambah untuk pengenalan, LBP gagal berfungsi. Padahal, konsistensi Haar tetap terjaga [12].

Penggunaan Face recognition pada sistem E-Voting berbasis web memerlukan waktu yang lebih singkat daripada sistem pemilihan dengan metode manual, dengan rata-rata waktu face recognition sebesar 22.13 detik dan metode manual sebesar 41.03 detik, serta meningkatkan kecepatan pemilihan umum sebesar 46.06% [13].

Metode Convolutional Neural Network (CNN) mampu melakukan pengenalan gambar dengan meminimalkan fitur ekstraksi. CNN juga handal dalam mengolah data tidak terstruktur sebab menggunakan susunan jaringan nalar buatan yang berlapis-lapis. Proses pengenalan citra dilakukan dengan mencari bentuk model yang sesuai dengan data yang diolah agar mendapatkan hasil akurasi yang terbaik. Pada penelitian ini dilakukan proses augmentasi pada data training dan data validasi sehingga tidak terjadi overfitting pada jaringan Convolutional Neural Network (CNN). Hasil yang diperoleh pada penelitian ini menunjukkan bahwa metode Convolutional Neural Network (CNN) dapat mengidentifikasi jenis daun dengan tingkat akurasi sebesar 92% diukur menggunakan metode evaluasi Confusion Matrix. Penelitian ini diharapkan dapat dijadikan sebagai referensi untuk penggunaan metode Convolutional Neural Network (CNN) terhadap data gambar khususnya jenis daun tanaman [14].

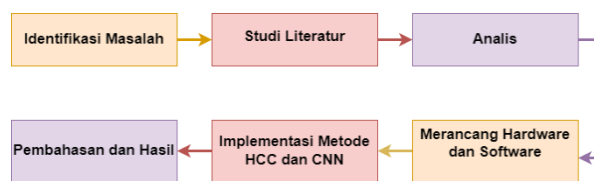
Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma Deep Learning yang banyak digunakan untuk mengidentifikasi sekaligus melakukan klasifikasi sebuah objek citra digital. Pada penelitian ini Convolutional Neural Network (CNN) digunakan sebagai algoritma yang berfungsi untuk mengidentifikasi jenis daun (tanaman tertentu) berdasarkan citra yang diperoleh dari sumber penyedia dataset yang bersifat publik dengan nama Indonesian Herb Leaf. Adanya kesamaan karakteristik citra daun mengakibatkan proses identifikasi membutuhkan proses seleksi fitur yang lebih rinci. Oleh karena itu metode CNN digunakan agar dapat menyelesaikan masalah tersebut. Metode Convolutional Neural Network (CNN) mampu melakukan pengenalan gambar dengan meminimalkan fitur ekstraks [15].

Penelitian ini merupakan sebuah terobosan terbaru karena memadukan dua metode untuk proses pengenalan wajah, dengan memadukan dua metode

maka proses pengenalan wajah akan lebih cepat dan tepat. Tujuan dari penelitian ini yaitu bagaimana hardware yang dibangun dapat mengenali atau memproses suatu citra digital yaitu pengenalan wajah yang digunakan untuk presensi digital karyawan.

### Metodologi Penelitian

Pada penelitian ini menggunakan metode Haar Cascade Classifier dan Convolutional Neural Network yang bertujuan bagaimana agar pengenalan wajah dapat lebih maksimal. Penelitian ini dilakukan dengan kebutuhan yang ada pada Institut Teknologi dan Bisnis Indragiri tentang presensi. Bentuk serta tahapan dalam penelitian ini disajikan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian ini digunakan untuk melihat proses yang dilakukan pada sistem presensi karyawan berbasis pengenalan wajah, berikut penjelasan pada kerangka kerja. Kerangka kerja ini mencakup berbagai elemen yang membantu peneliti dalam memahami hubungan antara variabel-variabel yang sedang dipelajari serta bagaimana variabel tersebut terkait dengan tujuan penelitian. Kerangka kerja merupakan tahapan-tahapan proses penelitian yang terurut berdasarkan langkah-langkah yang saling berkaitan

#### 1. Identifikasi Masalah

Langkah awal dari penelitian ini dimulai dari tahap identifikasi masalah. Masalah yang teridentifikasi adalah bagaimana menerapkan presensi digital pada Institut Teknologi Dan Bisnis Indragir. Menghindari tindak kecurangan pada karyawan saat melakukan presensi kehadiran.

#### 2. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk memperoleh landasan teori tentang subjek yaitu presensi digital, Image Processing. Kemudian dalam tahap ini juga dikumpulkan pengetahuan tentang prinsip dan teori tentang metode *Haar Cascade Classifier* dan *Convolutional Neural Network* dan teknis ekstraksi gambar serta *hardware raspberry pi* beserta modul dan juga modul *OpenCV* sebagai *library*. Tujuan utama dari studi literatur adalah untuk memahami apa yang telah diketahui tentang topik tersebut, mengidentifikasi celah atau kekurangan dalam pengetahuan yang ada, serta membangun landasan teoritis yang kuat untuk penelitian yang akan dilakukan.

### 3. Pengumpulan Data dan Analisis

Pengumpulan data ini dilakukan dengan metode studi lapangan. Peneliti melakukan pengumpulan data dengan mengambil data dosen dan pegawai sebagai data awal. Kemudian pengambilan sample gambar untuk masing – masing dosen dan pegawai yang nanti akan di lakukan pelatihan dan pengujian pada model JST yang akan dikembangkan. Tahap selanjutnya adalah menganalisa kebutuhan dari sebuah sistem. Analisa ini dilakukan dengan tahapan berikut:

#### a. Analisa Kebutuhan Sistem

Pada kegiatan ini dilakukan kebutuhan kebutuhan sistem baik dari segi hardware ataupun software yang akan digunakan dalam pengolahan data. Tujuan utama dari analisa ini adalah untuk memastikan bahwa sistem yang dirancang nantinya dapat memenuhi kebutuhan pengguna dan tujuan bisnis yang telah ditetapkan. Kebutuhan yang berkaitan dengan fungsi atau layanan yang harus disediakan oleh sistem. Misalnya, sistem harus dapat memproses transaksi, menghasilkan laporan

#### b. Analisa Kebutuhan Data Pelatih

Pada kegiatan ini parameter dan variabel-variabel yang dibutuhkan untuk melakukan pelatihan JST. Data dianalisa untuk menentukan kelayakan sebagai sample yang akan digunakan pada proses pelatihan jaringan. Data dipersiapkan terlebih dahulu dengan melakukan pengambilan gambar menggunakan kamera. Tujuan dari analisa ini adalah untuk memastikan bahwa data yang dikumpulkan dan dianalisis benar-benar relevan dan bermanfaat dalam mendukung tugas dan tanggung jawab pelatih

#### c. Analisa JST

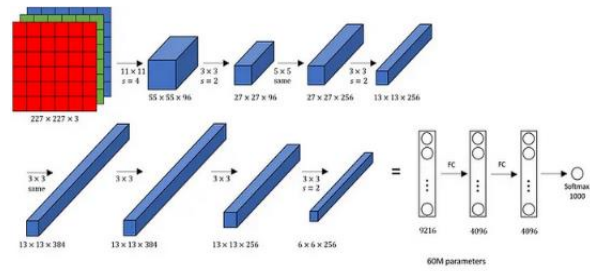
Tahap ini digunakan untuk menganalisa arsitektur JST yang akan digunakan untuk menyelesaikan permasalahan, baik pada langkah inisialisasi maupun pada tahap pelatihan. Jaringan saraf tiruan digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan gambar, pemrosesan bahasa alami, prediksi pasar, dan lain-lain. Analisa jaringan saraf tiruan dapat dilakukan secara efektif, menghasilkan model yang kuat dan mampu menyelesaikan tugas-tugas yang kompleks sesuai dengan tujuan yang diinginkan

### 4. Merancang Hardware dan Software

Pada tahapan ini dilakukan perancangan *hardware interface*, yang mana agar hardware tersebut bisa bekerja sesuai dengan yang diharapkan penulis, baik dari bentuk ataupun fungsinya. Sistem kamera pi berbasis raspberry pi 5 sebagai komponen atau server utama. Kamera pi sebagai alat perekam dimana fungsinya sebagai pendeteksi objek wajah. Pada

kegiatan ini dilakukan perancangan *software interface* agar pengguna ataupun user dapat dengan mudah mengoperasikannya, dan juga dapat terhubung dengan hardware. Perangkat raspberry pi 5 model B merupakan software mini computer berbeda dengan mikrokontroller pada umumnya. Software ini membutuhkan OS (*operation system*) yaitu Rasbian OS yang dimana harus di *install* dahulu ke dalam Micro SD dengan ukuran 7GB, memang seperti Harddisk dan personal computer ataupun perangkat pada umumnya. Setelah proses install sistem operasi berikutnya melakukan proses cek dengan.

matrik dengan ukuran yang lebih kecil disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur CNN Alexnet.

### 5. Implementasi Metode HCC dan CNN

Pada tahap ini dilakukan implementasi dari perancangan hardware dan juga perancangan software serta melakukan pengujian terhadap metode *Haar Cascade Classifier* dan *Convolutional Neural Network*. Pada metode haar cascade classifier hanya mendeteksi objek gambar atau video. Sedangkan untuk metode CNN digunakan untuk pelatihan dan evaluasi image pada karyawan Institut Teknologi dan Bisnis Indragiri sebagai media presensi digital. *Haar Cascade Classifier* merupakan algoritma mesin *learning* yang digunakan untuk mendeteksi objek dalam bentuk gambar atau video disajikan pada Persamaan 1.

$$F_{Haar} = \sum F_{white} - \sum F_{black} \quad (1)$$

Dimana :

$F_{Haar}$  : nilai fitur Haar.

$\sum F_{white}$  : jumlah intensitas piksel di area putih dari fitur Haar.

$\sum F_{black}$  : jumlah intensitas piksel di area hitam dari fitur Haar.

CNN merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan objek dengan algoritma yang dibuat hampir mirip dengan cara kerja otak manusia. Dalam perancangan sistem ini yang harus dilakukan yaitu membuat model klasifikasi menggunakan CNN agar mampu memberikan nilai akurasi yang sangat baik. Proses yang dilakukan pertama kali yaitu memasukkan citra image ke dalam sistem. Selanjutnya masuk ke dalam tahap *preprocessing* yang meliputi *grayscale*, *thresholding*, *segmentasi*, dan *resize*. Dari tahap *preprocessing* akan didapat array nilai desimal dari setiap karakter, array tersebut kemudian diolah kembali pada tahap klasifikasi dengan CNN baik pelatihan maupun pengujian. Arsitektur *Alexnet* terdiri atas 5 convolution layer, 3 pooling layer, 2 dropout layer, dan 3 fully connected layer. Bagian pertama adalah *ekstrak feature*, dimana mesin akan menghasilkan output model

AlexNet adalah arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang terkenal, yang menjadi pemenang dalam kompetisi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) pada tahun 2012. Arsitektur ini secara signifikan berkontribusi terhadap kebangkitan kembali metode deep learning dalam bidang computer vision. AlexNet terdiri dari 8 lapisan yang dipelajari yakni 5 lapisan konvolusi dan 3 lapisan fully connected, diikuti oleh layer output yang menggunakan softmax untuk klasifikasi dengan menggunakan Persamaan 2-4.

$$J_i = \sum_{i=1}^N l_i * V_{ij} \quad (2)$$

$$H_i = \sum_{i=1}^N J_i * W_{ij} \quad (3)$$

$$O_i = \sum_{i=1}^N H_i * X_{ij} \quad (4)$$

Dimana :

$J_i$  : Nilai-nilai yang menjadi input untuk penjumlahan, dapat berupa output dari layer sebelumnya atau fitur yang diproses.

$\sum_{i=1}^N$  : Menyatakan penjumlahan dari  $i=1$  hingga  $N$ .

$l_i$  : bobot koneksi dari neuron.

$V_{ij}$  : Variabel atau fitur yang dipertimbangkan dalam penjumlahan  $H_i$

$J_i$  : Output dari neuron

$W_{ij}$  : Bobot yang menghubungkan neuron ke-j di layer sebelumnya dengan neuron ke-i di layer saat ini.

$O_i$  : Output dari neuron

$H_i$  : output neuron

$X_{ij}$  : Bobot atau koefisien

G : nilai intensitas warna hijau.

B : nilai intensitas warna biru.

## 2. Hasil dan Pembahasan

Tahap awal dalam melakukan pengolahan citra menggunakan metode HCC dan CNN adalah mengumpulkan data wajah. Data sample ini akan diolah menggunakan metode CNN terlebih dahulu. CNN memiliki keunggulan dalam hal fleksibilitas dan kemampuan untuk mendeteksi berbagai jenis objek dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, bahkan dalam kondisi gambar yang rumit atau bervariasi

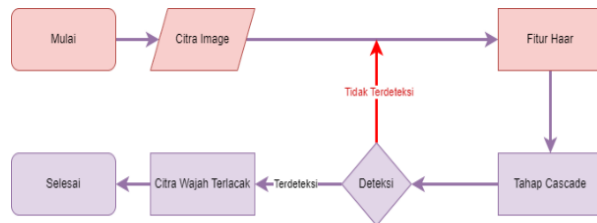
Sebagai contoh sebuah pixel memiliki kombinasi warna R=100, B=100 dan G=100 maka nilai grayscale menurut formula 1 di atas sama dengan 99.99. Sebuah citra yang dirubah menjadi grayscale ditunjukkan pada Gambar 5.

### 2.1. Haar Cascade Classifier

Haar Cascade Classifier adalah salah satu metode deteksi objek yang berbasis pada penggunaan fitur Haar, yaitu fitur sederhana yang didapatkan dari perbedaan nilai piksel dalam area persegi panjang pada citra. Metode ini bekerja dengan memanfaatkan banyak fitur Haar yang digabungkan dalam bentuk kaskade, sehingga proses deteksi dapat dilakukan secara efisien dan cepat. Haar Cascade Classifier sering digunakan dalam aplikasi pengenalan wajah dan deteksi objek karena kemampuannya untuk mengenali pola visual dengan akurasi yang baik.



Gambar 2. Perubahan Gambar Warna Ke Grayscale



Gambar 3. Diagram Metode HCC

Proses ini bertujuan untuk menyederhanakan data visual yang digunakan dalam deteksi objek. Gambar berwarna memiliki tiga kanal warna (biasanya RGB), di mana setiap kanal menyimpan informasi intensitas warna. Namun, Haar Cascade Classifier hanya membutuhkan informasi intensitas cahaya untuk mendeteksi pola, sehingga gambar diubah menjadi grayscale, yang hanya memiliki satu kanal intensitas. Dengan gambar grayscale, Haar Cascade Classifier dapat fokus pada perbedaan kontras dalam gambar, yang penting untuk mendeteksi fitur seperti tepi dan bentuk yang mendefinisikan objek target

Proses ini membuat Haar Cascade Classifier menjadi metode yang efisien untuk deteksi objek, terutama sebelum teknologi deep learning menjadi lebih dominan. Diagram ini memberikan pemahaman lebih rinci mengenai fungsi dan tujuan dari setiap langkah dalam proses Haar Cascade Classifier.

### 2. Fitur Haar Like

#### 1. Citra Image

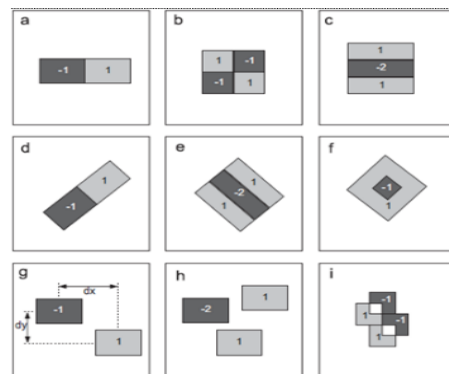
Metode ini menggunakan *haar-like features* dimana perlu dilakukan pelatihan terlebih dahulu untuk mendapatkan hasil dari pohon keputusan dengan nama *cascade classifier*. Fitur ini diwakili oleh pola persegi panjang sederhana, seperti tepi, garis, atau perubahan intensitas yang digunakan untuk mengenali pola dalam citra. Dalam algoritma Haar Cascade, banyak fitur Haar-like dikombinasikan dan disusun secara hierarkis untuk melakukan deteksi objek dengan cepat dan efisien.

Pada tahap *Citra Image* dilakukan perubahan citra berwarna menjadi citra berskala abu-abu (grayscale) untuk menjadi inputan selanjutnya dalam *haar cascade classifier*. *Grayscale* merupakan proses yang terjadi pada saat melakukan presensi, proses awal yang dilakukan yaitu pemanggilan data pengguna yang dimana data citra akan langsung diproses untuk perubahan ke skala abu-abu. Proses grayscale dapat dilihat pada rumus berikut

$$W = 0.2989R + 0.5870G + 0.1140B \quad (5)$$

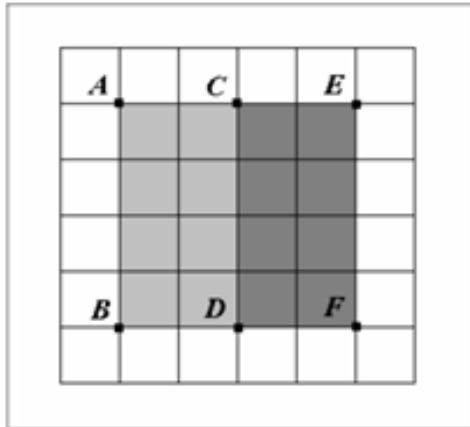
Dimana :

R : nilai intensitas warna merah.



Gambar 3. Berbagai Fitur Persegi Haar Like

Fitur Haar-like ini berfungsi sebagai dasar dalam proses deteksi objek dengan Haar Cascade Classifier. Dalam proses ini, fitur-fitur tersebut diterapkan pada gambar dengan menggunakan sliding window, di mana jendela bergerak di seluruh gambar untuk mendeteksi pola yang sesuai dengan fitur Haar-like. Algoritma Adaboost kemudian digunakan untuk memilih fitur yang paling relevan dari sekumpulan besar fitur yang ada, memperkuat kemampuan model untuk mendeteksi objek dengan efisiensi yang tinggi. Perhitungan nilai fitur Gambar 6 di atas ditunjukkan pada Gambar 7 dan Persamaan 3.



Gambar 4. Fitur Persegi Haar Like

Fitur persegi Haar adalah fitur sederhana namun efektif dalam pengolahan citra, terutama untuk deteksi objek. Fitur ini didasarkan pada perbedaan intensitas piksel dalam beberapa daerah persegi pada suatu citra. Keunggulan utama fitur Haar adalah kecepatan komputasinya yang tinggi, membuatnya sangat cocok untuk aplikasi real-time seperti deteksi wajah. Meskipun sederhana, fitur Haar telah berhasil digunakan dalam berbagai aplikasi pengenalan pola dan menjadi dasar pengembangan fitur-fitur yang lebih kompleks disajikan pada Persamaan 6.

$$F_{Haar} = \sum F_{white} - \sum F_{black} \quad (6)$$

Dimana :

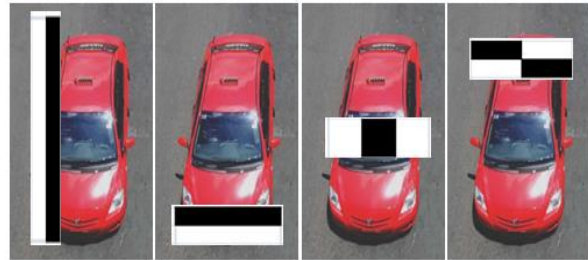
$F_{Haar}$  = Nilai fitur total

$\sum F_{white}$  = Nilai fitur pada daerah terang

$\sum F_{black}$  = Nilai fitur pada daerah gelap

Metode yang digunakan dalam analisis citra untuk menghitung fitur Haar dengan cara mengurangi total nilai piksel di area hitam dari total nilai piksel di area putih. rumus ini,  $\sum F_{white}$  mewakili jumlah nilai piksel di area putih, sedangkan  $\sum F_{black}$  adalah jumlah nilai piksel di area hitam, yang kemudian dikurangkan untuk

mendapatkan nilai fitur Haar. Pendekatan ini sering digunakan dalam pengenalan pola dan deteksi objek, terutama dalam aplikasi komputer vision seperti deteksi wajah, untuk menyoroti perbedaan kontras antara area yang berbeda dalam Gambar 8.



Gambar 8. Contoh gambar Yang Akan Dihitung Menggunakan Fitur Haar

Perhitungan fitur Haar-like melibatkan penentuan perbedaan intensitas piksel dalam beberapa daerah persegi pada suatu citra. Proses ini dimulai dengan membagi citra menjadi beberapa daerah persegi yang saling tumpang tindih. Kemudian, nilai fitur dihitung dengan menghitung selisih jumlah intensitas piksel pada daerah-daerah tersebut. Hasil perhitungan ini akan menghasilkan sebuah vektor fitur yang merepresentasikan citra tersebut. Vektor fitur ini kemudian dapat digunakan untuk melatih klasifikasi, seperti detektor objek

### 3. Integral Image

Sebuah citra digital memiliki komponen nilai RGB (kombinasi dari warna merah, hijau dan biru). Dari nilai RGB tersebut dapat diketahui nilai grayscale (derajat keabu-abuan) yang dihitung menggunakan Formula (1). Pada umumnya, pengintegrasian tersebut menambahkan unit-unit kecil secara bersamaan. Dalam hal ini unit-unit kecil tersebut adalah nilai-nilai piksel. Nilai integral untuk masing-masing piksel adalah jumlah dari semua piksel – piksel dari atas sampai bawah. Pertama, ditentukan terlebih dahulu area yang akan dideteksi apakah terdapat obyek atau tidak. Proses berikutnya adalah melakukan pendeteksian obyek menggunakan *Haar Cascade Clasifier* dengan langkah-langkah yang akan dijelaskan sebagai berikut : Sebuah daerah persegi yang akan di *scan* menggunakan persegi gelap terang memiliki nilai pada Gambar 9.

2	3	1	3	6	5
3	1	2	5	4	4
1	2	3	4	5	4
4	4	5	6	7	3
5	4	3	6	7	4
1	2	3	4	5	6

Gambar 9. Citra Masukan

Pada citra masukan yang diberi persegi pada gambar 9 dan kotak *haar features* terlihat pada Gambar 10. Citra masukan untuk fitur Haar-like adalah gambar digital yang akan dianalisis oleh algoritma Haar Cascade Classifier untuk mendeteksi objek tertentu, seperti wajah. Gambar ini diproses dengan teknik sliding window, di mana subregion-subregion kecil dari gambar diperiksa secara berulang menggunakan fitur Haar-like untuk mendeteksi perbedaan intensitas antara area terang dan gelap. Citra masukan biasanya diubah menjadi skala abu-abu untuk menyederhanakan proses perhitungan dan meningkatkan efisiensi deteksi disajikan pada Gambar 10.

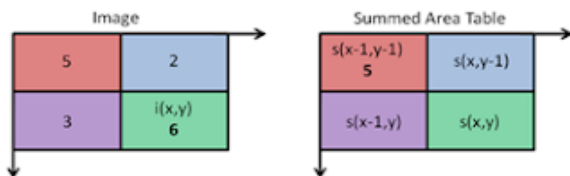
2	3	1	3	6	5
3	1	2	5	4	4
1	2	3	4	5	4
4	4	5	6	7	3
5	4	3	6	7	4
1	2	3	4	5	6

Gambar 10. Persegi Haar Like Pada Citra masukan

Persegi Haar-like merupakan alat yang sangat berguna dalam pengolahan citra digital. Meskipun sederhana, ia memiliki peran penting dalam berbagai aplikasi, terutama dalam deteksi objek. Pemahaman yang baik tentang konsep ini, Anda dapat lebih memahami bagaimana komputer "melihat" dan menginterpretasikan citra digital. Proses *integral image* matriks citra ditentukan menggunakan Persamaan 7.

$$s(x,y)=i(x,y)+s(x-1,y)+s(x,y-1)-s(x-1,y-1) \tag{4}$$

formula untuk menghitung nilai Integral Image pada titik  $(x,y)$  adalah  $i(x,y)$ . Dalam rumus ini,  $i(x,y)$  adalah nilai intensitas piksel asli pada titik  $(x,y)$ , sementara  $s(x,y)$  adalah nilai Integral Image pada titik tersebut. Rumus ini menjumlahkan intensitas piksel dari titik awal gambar hingga titik  $(x,y)$  dengan menggabungkan nilai-nilai dari piksel sebelumnya di sepanjang sumbu x dan y, lalu mengoreksi dengan mengurangi nilai pada titik  $(x-1,y-1)$  untuk menghindari penghitungan ganda.



Gambar 11. Pixel Tetangga Pada Proses Integral image

Integral Image adalah representasi dari gambar yang digunakan untuk mempercepat perhitungan jumlah piksel dalam area persegi panjang. Dengan menggunakan Integral Image, jumlah intensitas piksel

dalam area tertentu dapat dihitung dengan cepat hanya menggunakan beberapa operasi penjumlahan, terlepas dari ukuran area tersebut. Teknik ini sangat penting dalam algoritma Haar Cascade karena memungkinkan deteksi fitur Haar-like dilakukan secara efisien, bahkan pada gambar dengan resolusi tinggi. Menggunakan Persamaan 7 di atas, *integral image* dari citra masukan di Gambar 9 terlihat pada Gambar 12.

2	5	6	9	15	20
5	9	12	20	30	39
6	12	18	30	45	58
10	20	31	49	71	87
15	29	43	67	96	116
16	32	49	77	111	137

Gambar 12. Matriks Integral Image dari Citra Masukan

$$i(x',y')=s(A)+s(D)-s(B)-s(C) \tag{5}$$

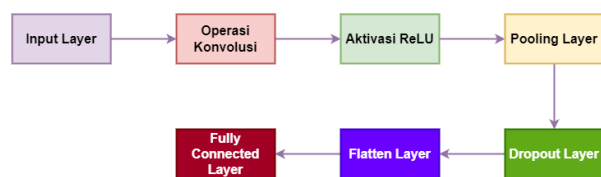
Sehingga:

$$\text{fitur nilai Haar} = (32+2-16-5)-(49+5-32-6)+(77+6-49-9) = 22$$

Hasil ini sesuai dengan perhitungan secara manual menggunakan rumus(5). Nilai 22 tersebut kemudian dibandingkan dengan *threshold* yang sudah ditentukan sebagai pendeteksian obyek. Apabila nilai fitur *haar* lebih tinggi daripada *threshold*, maka dapat dikatakan pada area tersebut memenuhi filter *haar*.

### 2.2. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk mengolah data berbentuk grid, seperti gambar. CNN terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusi, yang bertugas mengekstraksi fitur dari input dengan menerapkan filter atau kernel yang menggeser sepanjang gambar, menghasilkan peta fitur. Setelah mendapatkan hasil dari HCC selanjutnya masuk dalam proses pengklasifikasian dari pola wajah yang sudah didapat. Penelitian ini menggunakan arsitektur Alexnet dalam pengklasifikasian.



Gambar 13. Diagram CNN

Diagram Convolutional Neural Network (CNN) biasanya terdiri dari beberapa komponen utama yang digambarkan secara berurutan. Pertama, ada lapisan konvolusi yang menunjukkan proses penerapan filter

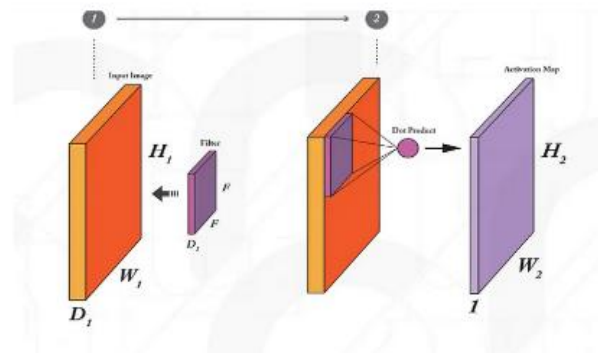
pada gambar input untuk menghasilkan peta fitur. Selanjutnya, diagram akan menunjukkan lapisan pooling yang mereduksi dimensi peta fitur, diikuti oleh lapisan fully connected yang menghubungkan semua neuron dari lapisan sebelumnya untuk menghasilkan output akhir, seperti klasifikasi. Diagram ini menggambarkan aliran data dari gambar mentah hingga prediksi akhir, memperlihatkan bagaimana CNN belajar mengenali pola-pola kompleks secara bertahap.

a. Input Layer

Input layer dalam Convolutional Neural Network (CNN) adalah lapisan pertama yang menerima data mentah, seperti gambar, untuk diproses lebih lanjut oleh jaringan. Lapisan ini mempertahankan dimensi asli dari data input, seperti tinggi, lebar, dan jumlah kanal warna (biasanya 3 kanal untuk gambar RGB). Citra dengan dimensi 128x128x3. Kemudian data citra yang telah di pra proses dimasukkan kedalam *input layer*. Nilai input dan output dari layer ini adalah 128x128 dengan nilai matrik [-1,0,1] dan chanel RGBOperasi Konvolusi

b. Operasi Konvolusi

Konvolusi didefinisikan sebagai proses untuk memperoleh suatu piksel didasarkan pada nilai piksel itu sendiri dan tetangganya dengan melibatkan suatu matriks yang disebut kernel yang merepresentasikan pembobotan. Proses konvolusi memanfaatkan apa yang disebut sebagai filter. Proses tersebut dapat dilihat pada Gambar 12 dan Persamaan 8.



Gambar 5. Proses Konvolusion Layer

$$(N-F + 2P)/S + 1 \tag{6}$$

Dimana :

- N = Ukuran (lebar atau tinggi) dari input gambar.
- F = Ukuran (lebar atau tinggi) dari filter (kernel) yang digunakan untuk konvolusi.
- P = Padding yang ditambahkan di sekitar gambar (jumlah lapisan piksel nol di tepi input).
- S = Stride, yaitu jumlah langkah filter bergeser pada setiap operasi konvolusi.

c. Aktivasi ReLU

Aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit) adalah fungsi aktivasi yang digunakan dalam neural network untuk memperkenalkan non-linearitas Hasil perhitungan konvolusional layer selanjutnya adalah masuk ketahap Aktivasi *ReLU* yang mana pada aktivasi *ReLU* seluruh perhitungan konvolusi layer yang nilainya negative diubah menjadi 0 terlihat pada Gambar 13.

Total = Red+Green+Blue			Hasil ReLU		
-532	120	532	0	120	532
-721	82	721	0	82	721
-476	-87	476	0	0	476

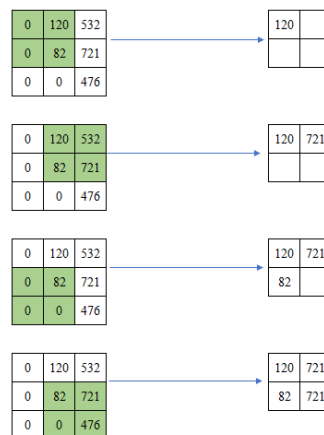
$f(x) = \max(0, x)$

Gambar 13. Hasil Aktivasi ReLU

ReLU mengubah semua nilai negatif menjadi nol dan mempertahankan nilai positif tanpa perubahan, yang secara matematis dinyatakan sebagai  $ReLU(x)$ . Fungsi ini membantu model untuk belajar dan menangkap hubungan yang kompleks dalam data, sekaligus mempercepat proses pelatihan dengan mengatasi masalah vanishing gradient. Namun, ReLU juga memiliki kelemahan, seperti masalah dying ReLU, di mana neuron bisa "mati" jika terus-menerus menerima input negatif, sehingga tidak lagi berkontribusi pada pembelajaran.

d. Pooling Layer

Pooling Layer adalah lapisan yang menggunakan fungsi dengan Feature Map sebagai masukan dan mengolahnya dengan berbagai macam operasi statistic berdasarkan nilai piksel terdekat. Proses pooling, seperti max pooling atau average pooling, mengambil nilai maksimum atau rata-rata dari area kecil (misalnya, 2x2 atau 3x3) dalam peta fitur, menghasilkan output yang lebih kecil dan lebih ringkas. Tujuan utama pooling layer adalah untuk mengurangi kompleksitas komputasi dan memori, mencegah overfitting, serta meningkatkan invariansi terhadap perubahan kecil dalam posisi objek dalam gambar.



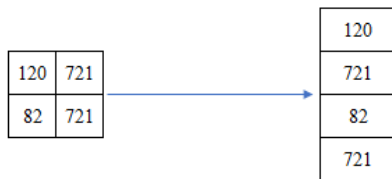
Gambar 14. Ilustrasi Perhitungan Pooling Layer

e. *Dropout Layer*

Fungsi Dropout mengurangi kompleksitas model yang telah dibangun dengan membuang *neural network* yang tidak terpakai. Untuk ukuran model akan tetap yaitu  $2 \times 2 \times 32$  dan tidak ada perubahan pada tahap ini. Dengan cara ini, Dropout Layer membantu meningkatkan generalisasi model dengan mengurangi ketergantungan berlebihan pada neuron tertentu, memungkinkan jaringan untuk belajar representasi yang lebih robust dan mengurangi risiko overfitting pada data pelatihan.

f. *Flatten Layer*

Flatten layer dalam Convolutional Neural Network (CNN) berfungsi untuk mengubah peta fitur yang multi-dimensi menjadi vektor satu dimensi. Pada tahapan flatten layer fungsinya adalah untuk mengubah matrik kedalam bentuk vector atau metrik 1 dimensi. Dari output dropout layer sebesar  $2 \times 2 \times 32$  akan mendapatkan bentuk vector baru. Gambar ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 16.

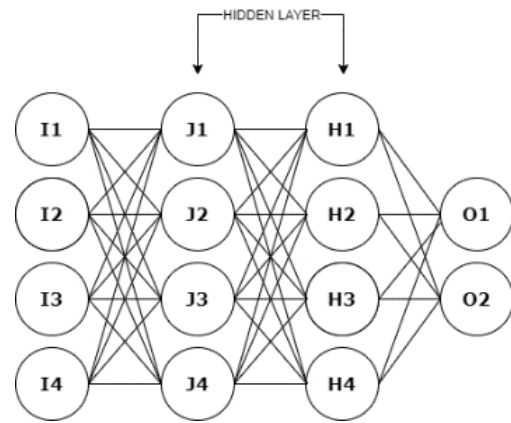


Gambar 16. Ilustrasi Flatten Layer

Setelah melalui lapisan konvolusi dan pooling, data biasanya masih dalam bentuk matriks atau tensor dengan beberapa dimensi, seperti tinggi, lebar, dan jumlah kanal. Gambar 17 adalah proses *flatten* dimana matrix  $2 \times 2$  diubah menjadi  $4 \times 1$  atau *vector*. *Output* pada tahapan ini adalah vector 1 dimensi yang nanti akan digunakan sebagai input di *fully connected layer* (*dense*).

g. *Fully Connected Layer*

Fungsi utama dari FC Layer adalah untuk mengintegrasikan informasi dari fitur yang telah diekstraksi oleh lapisan konvolusi dan pooling, dan menghasilkan output akhir seperti klasifikasi atau prediksi. Melalui proses pembelajaran, Fully Connected Layer membantu model dalam memetakan input ke output dengan menyesuaikan bobot setiap koneksi untuk meminimalkan kesalahan prediksi. *Output* dari tahapan *flatten layer* adalah *vector* 1 dimensi yang nanti akan menjadi inputan pada tahapan ini, berikut ilustrasi tentang *fully connected layer* seperti Gambar 17.



Gambar 6. Ilustrasi Proses Dense

$I_1, I_2, I_3, I_4$  adalah nilai output pada proses *flatten* pada gambar 18 yang kemudian dimasukkan kedalam tahap *fully connected* menggunakan formula 2, formula 3 dan formula 4 diatas. Lapisan ini biasanya terletak di bagian akhir dari jaringan dan berfungsi untuk menyatukan informasi dari seluruh data yang telah diproses untuk membuat keputusan atau output yang final. *Layer* dengan perhitungan pada setiap *hidden layer* sebagai berikut :

$$J_1 = (120 \cdot 0,1) + (721 \cdot 0,1) + (82 \cdot 0,1) + (721 \cdot 0,1) = 164,4$$

$$J_2 = (120 \cdot 0,4) + (721 \cdot 0,4) + (82 \cdot 0,4) + (721 \cdot 0,4) = 658,6$$

$$J_3 = (120 \cdot 0,5) + (721 \cdot 0,5) + (82 \cdot 0,5) + (721 \cdot 0,5) = 822,0$$

$$J_4 = (120 \cdot 0,3) + (721 \cdot 0,3) + (82 \cdot 0,3) + (721 \cdot 0,3) = 493,2$$

Lapisan ini bertanggung jawab untuk memproses dan mengubah informasi dari input layer menjadi representasi yang lebih kompleks dan abstrak, dengan menggunakan fungsi aktivasi untuk memperkenalkan non-linearitas. *Hidden layer* pertama di ilustrasikan dengan  $j_1, j_2, j_3, j_4$  dimana setiap neuron dari  $I_1, I_2, I_3, I_4$  dikalikan dengan nilai *weight* yang berbeda sehingga menghasilkan nilai  $j_1=164,4, j_2=658,6, j_3=822,0, j_4=493,2$ . Setiap nilai dai  $j_1, j_2, j_3$  dan  $j_4$  akan dikalikan lagi dengan *weight* yang berbeda untuk menghasilkan nilai dai  $h_1, h_2, h_3$  dan  $h_4$  sebagai *hidden layer* selanjutnya.

$$H_1 = (164,4 \cdot 0,3) + (658,6 \cdot 0,3) + (822,0 \cdot 0,3) + (493,2 \cdot 0,3) = 641,16$$

$$H_2 = (164,4 \cdot 0,3) + (658,6 \cdot 0,3) + (822,0 \cdot 0,3) + (493,2 \cdot 0,3) = 213,72$$

$$H_3 = (164,4 \cdot 0,3) + (658,6 \cdot 0,3) + (822,0 \cdot 0,3) + (493,2 \cdot 0,3) = 1068,60$$

$$H_4 = (164,4 \cdot 0,3) + (658,6 \cdot 0,3) + (822,0 \cdot 0,3) + (493,2 \cdot 0,3) = 854,88$$

Fungsi ini mengubah skor mentah dari setiap kelas menjadi nilai antara 0 dan 1 yang jumlahnya sama dengan 1, sehingga hasilnya dapat diinterpretasikan sebagai probabilitas. Langkah selanjutnya adalah perhitungan *softmax* dengan rumus eksponensial o1 dibagi dengan total eksponensial o1 dan eksponensial o2. Tahap ini dilakukan dua kali baik pada o1 ataupun o2 dengan rumus dan ilustrasi sebagai berikut :

$$S(o_i) = \frac{e^{o_i}}{\sum_{j=1}^n e^{o_j}} \quad (7)$$

$$S(o_1) = \frac{e^{o_1}}{\sum_{j=1}^n e^{o_j}} = \frac{e^{1111,34}}{e^{1111,34} + e^{555}} \quad S(o_1) = 0,562991$$

$$S(o_2) = \frac{e^{o_2}}{\sum_{j=1}^n e^{o_j}} = \frac{e^{1111,34}}{e^{1111,34} + e^{555}} \quad S(o_2) = 0,437009$$

$$S(o_1) + S(o_2) = 1$$

$$0,562991 + 0,437009 = 1$$

Sehingga didapatkan bobot nilai probabilitas yang lebih besar pada O1 yaitu 0,562991 yang berarti input citra yang dimasukan adalah *with pest*.

#### 4. Kesimpulan

Dengan menerapkan dua metode HCC dan CNN untuk media presensi berbasis pengenalan wajah memiliki tingkat akurasi 95% dengan kecepatan untuk mengidentifikasi kurang dari 1 detik. Dari pembahasan diatas bahwa metode haar cascade classifier (HCC) merupakan metode yang sangat baik dalam mengenali objek wajah saat ini dengan waktu yang relative kecil yaitu 0.85s dengan tingkat akurasi sekitar 98%. Sedangkan metode convolutional neural network merupakan metode terbaik dalam proses klasifikasi objek wajah. Sistem presensi digital berbasis pengenalan wajah sangat membantu bagi Institut Teknologi dan Bisnis Indragiri dalam hal kehadiran karyawan

#### Daftar Rujukan

- [1] M. Andronie *et al.*, "Algoritma Pengelolaan Big Data , Berbasis Pembelajaran Mendalam Teknologi Deteksi Objek , dan Simulasi Geospasial dan Alat Penggabungan Sensor di Internet Benda Robotik," 2023.
- [2] I. A. Abdullah and J. J. Stephan, "A Survey of Face Recognition Systems," *Ibn AL- Haitham Journal For Pure and Applied Sciences*, vol. 34, no. 2, pp. 144–160, 2021, doi: 10.30526/34.2.2620.
- [3] F. Paquin, J. Rivnay, A. Salleo, N. Stingelin, and C. Silva, "Multi-phase semicrystalline microstructures drive exciton dissociation in neat plastic semiconductors," *J. Mater. Chem. C*, vol. 3, no. 2, pp. 10715–10722, 2022, doi: 10.1039/b000000x.
- [4] A. Dafa Ramadhan, A. Jurien Wilansky, A. Earthza Wilansky, M. Fathi Farhat, and P. Rosyani, "Implementasi Sistem Deteksi Wajah Menggunakan Haar Cascade Classifier." [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/biikma>
- [5] I. Kumaran *et al.*, "Pengenalan Wajah Menggunakan Pendekatan Berbasis Pengukuran dan Metode Segmentasi dalam Berbagai Posisi dan Pencahayaan," *FIDELITY: Jurnal Teknik Elektro*, vol. 3, no. 1, pp. 5–8, 2021, doi: 10.52005/fidelity.v3i1.85.
- [6] S. Yulina, "Penerapan Haar Cascade Classifier dalam Mendeteksi Wajah dan Transformasi Citra Grayscale Menggunakan OpenCV," *Jurnal Komputer Terapan*, vol. 7, no. 1, pp. 100–109, 2021.
- [7] P. Mccullagh, "Machine Translated by Google Deteksi wajah dengan menggunakan Haar Cascade Classifier Perkenalan Machine Translated by Google," no. 2, pp. 78–84, 2023.
- [8] B. Hartika, "Face Recognition Menggunakan Algoritma Haar Cascade Classifier Dan Convolutional Neural Network," *Journal of Mathematics UNP*, vol. 6, no. 3, pp. 12–19, 2021.
- [9] C. Choi, J. Kim, J. Hyun, Y. Kim, and B. Moon, "Deteksi Wajah Menggunakan Haar Cascade Classifier Berdasarkan Kalibrasi Komponen Vertikal".
- [10] N. Mega Saraswati, R. Cipta Sigitta Hariyono, and D. Chandra, "FACE RECOGNITION MENGGUNAKAN METODE HAAR CASCADE CLASSIFIER DAN LOCAL BINARY PATTERN HISTOGRAM." "2564-Article Text-11124-1-10-20230410".
- [11] "2564-Article Text-11124-1-10-20230410".
- [12] J. Internasional *et al.*, "Machine Translated by Google Sistem Pengenalan Wajah Berdasarkan Haar Cascade Classifier Priyansh Rampuria Machine Translated by Google," pp. 3799–3805, 2020.
- [13] A. Yudistira, A. Hadinegoro, N. Ahmad, and A. Akbarul Huda, "PENGENALAN WAJAH UNTUK MEMPERCEPAT PROSES PEMILIHAN UMUM: STUDI KASUS IMPLEMENTASI METODE HOG DAN CNN PADA SISTEM E-VOTING," 2023.
- [14] A. H. Nasrullah and H. Annur, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Citra Digital Daun," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 7, no. 2, p. 726, Apr. 2023, doi: 10.30865/mib.v7i2.5962.
- [15] M. A. Amrustian and M. Wibowo, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Breast Cancer pada Citra Histopatologi," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 7, no. 1, p. 41, Jan. 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5194.