

**LAPORAN
TUGAS 1
SISTEM ELEKTRONIKA CERDAS
REGRESSION PROBLEM**



**DISUSUN OLEH :
DEVIS STYO NUGROHO
NRP. 6022201042**

**PROGRAM PASCASARJANA
TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK ELEKTRO DAN INFORMASI
CERDAS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2021**

BAB I

LATAR BELAKANG

1.1. Latar Belakang

Deteksi wajah merupakan salah satu teknologi yang sering dimanfaatkan dan selalu dikembangkan seiring dengan perkembangan teknologi komputer. Pengenalan wajah manusia dapat dilakukan secara otomatis dengan menggunakan perangkat komputer dengan memasukkan algoritma tertentu dalam pemrosesannya. Algoritma yang bisa digunakan dalam melakukan pengenalan dan pencocokan ciri wajah salah satunya adalah Principal Component Analysis. Namun, untuk mendeteksi apakah dalam suatu citra terdapat wajah manusia atau tidak, digunakan algoritma Viola Jones.

Pada dasarnya wajah setiap orang memiliki pola yang dapat dicocokkan dengan pola tertentu untuk dikenali dalam sistem yang sedang berjalan. Oleh karena itu, untuk mengenali pola wajah manusia, beberapa tahapan harus dilalui untuk mengenalinya, termasuk 1) akuisisi dan preprocessing data, akuisisi data adalah kegiatan yang terkait dengan proses pengambilan gambar menjadi gambar digital, misalnya dengan menggunakan kamera digital dan pemindai, dan pra-pemrosesan adalah proses pembuatan gambar yang memiliki kriteria tertentu yang dimaksudkan untuk dicapai untuk melanjutkan pemrosesan. PreProcessing gambar memiliki tahapan seperti cropping, resizing, dan grayscale untuk membuat gambar memiliki batasan dalam pemrosesan 2) Representasi data adalah representasi fitur yang diekstraksi dan dipilih dari gambar untuk mengurangi intensitas dimensi data. Teknik representasi data statistik umumnya dilakukan dengan mengekstraksi fitur dan 3) Pengambilan keputusan, adalah tahap untuk mengklasifikasikan dengan mengukur persamaan data yang digunakan untuk menguji hasil representasi data.

Multilayer Neural Network merupakan salah satu dari metode machine learning yang banyak digunakan pada saat ini. Multilayer Neural Network digunakan dalam melakukan penyelesaian masalah klasifikasi dan regresi. Pada tugas kali ini, Multilayer Neural Network akan digunakan untuk

memodelkan sebuah masalah regresi, pengukuran jarak antara wajah dengan kamera.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang dikemukakan maka yang akan diselesaikan dalam pembahasan kali ini adalah

1. Bagaimana metode pendeteksi wajah dan dalam penyelesaian masalah regresi.
2. Bagaimana metode melakukan pengukuran jarak antara wajah dan kamera.
3. Bagaimana pemrograman pengukuran jarak antara wajah dan kamera dijalankan.

1.3. Tujuan

Tujuan dari tugas ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui dasar teori dari metode pendeteksian wajah menggunakan algoritma Viola Jones dan penyelesaian masalah regresi menggunakan Multilayer Neural Network untuk pemodelannya.
2. Mengetahui metode pemrograman pengukuran jarak antara wajah dan kamera menggunakan Viola Jones dan Multilayer Neural Network.
3. Mampu membuat program untuk melakukan pengukuran jarak antara wajah dan kamera.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Algoritma Viola Jones

Metode Viola-Jones merupakan salah satu metode pendeteksian objek yang cukup populer, yang dapat memberikan hasil dengan tingkat keakuratan yang cukup tinggi yaitu sekitar 93,7% dan dengan kecepatan 15 kali lebih cepat daripada detektor Rowley Baluja-Kanade dan kurang lebih 600 kali lebih cepat daripada detektor Schneiderman-Kanade. Metode ini, diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada tahun 2001, dengan empat tahapan proses untuk mendeteksi suatu objek.

Karakteristik Viola Jones:

- a) Robust - tingkat deteksi sangat tinggi (true-positive rate) & sangat rendah false-positive rate always.
- b) Real time - Untuk aplikasi praktis minimal 2 frame per detik harus diproses.
- c) Deteksi wajah saja (bukan pengakuan) - Tujuannya adalah untuk membedakan wajah dari non-wajah (deteksi adalah langkah pertama dalam proses pengenalan).

Ruang warna yang mendukung algoritma Viola Jones:

a. RGB

Terdiri dari tiga bidang citra yang saling lepas, masing-masing terdiri dari warna utama: merah, hijau dan biru. Suatu warna dispesifikasikan sebagai campuran sejumlah komponen warna utama. Gambar dibawah menunjukkan bentuk geometri dari model warna RGB untuk menspesifikasikan warna menggunakan sistem koordinat Cartesian.

b. HSV

Mendefinisikan warna dalam terminologi Hue, Saturation dan Value. Keuntungan HSV adalah terdapat warna-warna yang sama dengan yang ditangkap oleh indra manusia. Sedangkan warna yang dibentuk model lain seperti RGB merupakan hasil campuran dari warna-warna primer.

c. Citra grayscale

Adalah citra yang mempunyai gradasi keabuan. Jika pada RGB terdapat tiga layer / tiga warna dasar pembentuk citra, pada citra grayscale hanya terdapat satu layer pembentuk citra. Sehingga warna yang dihasilkan hanya hitam, putih, dan abu-abu.

d. Citra Biner

Citra biner atau sering disebut juga dengan citra black and white adalah citra yang hanya mempunyai satu layer pembentuk warna citra dan hanya terdapat dua kemungkinan warna pada citra ini, yaitu hitam atau putih. Sebuah piksel akan berwarna hitam apabila mempunyai nilai piksel 0 dan berwarna putih jika mempunyai nilai piksel 1.

e. Cielab

Adalah ruang warna yang didefinisikan CIE juga pada tahun 1976 (CIE 1976 $L^*a^*b^*$) merupakan rumus kedua setelah CIELUV; kedua ruang warna CIELUV dan CIELAB tersebut mempunyai fungsi konversi 1:1, jadi ruang warna adalah identik, hanya penampakan besaran yang berbeda.

Tahapan Proses Metode Viola Jones:



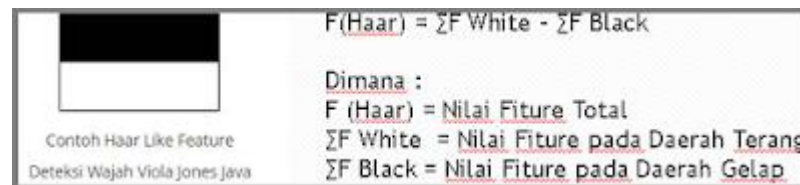
Gambar 2.1 Tahapan Proses Metode Viola Jones

1) Proses Haar-Like Feature

Haar-Like Feature digunakan dalam mendeteksi objek pada image digital. Haar-like feature memproses gambar dalam kotak-kotak, dimana dalam satu kotak terdapat beberapa pixel. Per kotak itu pun kemudian diproses dan didapatkan perbedaan nilai (threshold) yang menandakan daerah gelap dan terang. Nilai – nilai inilah yang nantinya dijadikan dasar dalam image processing.

Adanya fitur Haar ditentukan dengan cara mengurangi rata-rata piksel pada daerah gelap dari rata-rata piksel pada daerah terang. Jika nilai perbedaannya itu di atas nilai ambang atau threshold, maka dapat dikatakan

bahwa fitur tersebut ada. Contoh Haar-Like Fiture disajikan dalam gambar berikut:



Gambar 2.2 Perhitungan Haar-Like Feature

2) Proses Integral Image

Integral Image berfungsi untuk menentukan ada atau tidaknya dari ratusan fitur Haar pada sebuah gambar dan pada skala yang berbeda secara efisien digunakan. 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. Dimulai dari kiri atas sampai kanan bawah, keseluruhan gambar itu dapat dijumlahkan dengan beberapa operasi bilangan bulat per piksel.

Dengan menggunakan integral image dapat mengetahui nilai piksel untuk beberapa segiempat misalkan, seperti segiempat D pada Gambar di samping dapat dilakukan dengan cara menggabungkan jumlah piksel pada area segiempat A+B+C+D, dikurangi jumlah dalam segiempat A+B dan A+C, ditambah jumlah piksel di dalam A. Dengan A+B+C+D adalah nilai dari integral image pada lokasi 4, A+B adalah nilai pada lokasi 2, A+C adalah nilai pada lokasi 3, dan A pada lokasi 1. Sehingga hasil dari D dapat dikomputasikan :

$$D = (A+B+C+D) - (A+B) - (A+C) + A$$

3) Proses AdaBoost Machine Learning

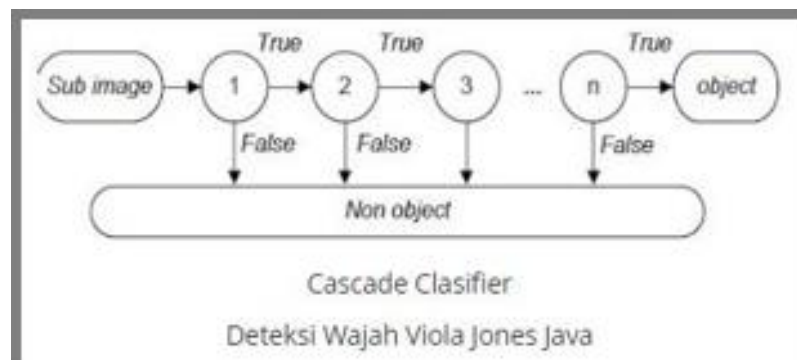
Boosting merupakan meta-algoritma dalam machine learning untuk melakukan supervised learning. AdaBoost merupakan salah satu algoritma boosting yang berfungsi untuk melakukan pemilihan fitur-fitur dalam jumlah banyak dengan hanya memilih fitur-fitur tertentu. Hal ini dilakukan dengan mengevaluasi setiap fitur terhadap data latih dengan menggunakan nilai dari

fitur tersebut, fitur yang memiliki Batasan terbesar antara objek dan non-objek dianggap sebagai fitur terbaik

AdaBoost Learning juga dapat digunakan untuk meningkatkan kinerja klasifikasi dengan pembelajaran sederhana untuk menggabungkan banyak classifier lemah menjadi satu classifier kuat. Classifier lemah adalah suatu jawaban benar dengan tingkat kebenaran yang kurang akurat.

4) Proses *cascade classifier*

Cascade classifier adalah sebuah metode untuk mengkombinasikan classifier yang kompleks dalam sebuah struktur bertingkat yang dapat meningkatkan kecepatan pendeteksian obyek dengan memfokuskan pada daerah citra yang berpeluang saja. Berikut ini struktur cascade classifier :



Gambar 2.3 Proses *Cascade Classifier*

2.2. Neural Network

Neural Network merupakan suatu metode Artificial Intelligence yang konsepnya meniru sistem jaringan syaraf yang ada pada tubuh manusia, dimana dibangun node-node yang saling berhubungan satu dengan yang lainnya. Node-node tersebut terhubung melalui suatu link yang biasa disebut dengan istilah weight. Ide dasarnya adalah mengadopsi cara kerja otak manusia yang memiliki ciri-ciri paralel processing, processing element dalam jumlah besar dan fault tolerance.

Jaringan syaraf tiruan menyerupai otak manusia dengan dua cara :

- a) Pengetahuan yang diperoleh jaringan dari lingkungannya melalui proses pembelajaran.

- b) Kekuatan hubungan antar neuron, dikenal dengan istilah synaptic weights, dan digunakan untuk menyimpan pengetahuan yang diperoleh.

Pada dasarnya untuk membentuk suatu sistem neural, hanya diperlukan 3 tahap, yaitu forward phase, backward propagation, dan update weight.

2.3. Supervised Learning

Supervised Learning adalah suatu metode dimana neural network belajar dari pasangan data input dan target, pasangan ini disebut training pair. Biasanya jaringan dilatih dengan sejumlah training pair, dimana suatu input vektor diaplikasikan, menghasilkan nilai di output, lalu hasil di output tersebut akan dibandingkan dengan target output. Selisihnya akan dikembalikan ke jaringan, dihitung error-nya, melalui error ini akan didapatkan selisih yang terdapat di weight-nya. Maka itu terdapat weight baru yang cenderung memiliki error yang lebih kecil, jadi akan didapat error yang lebih minimum dari error yang pertama. Vektor – vektor dalam training set diaplikasikan seluruhnya secara berurutan, error dihitung, weight disesuaikan sampai seluruh training set menghasilkan error yang sekecil – kecilnya. Sebenarnya konsep ini belajar dengan menggunakan konsep human brain.

Model Neural Network yang menggunakan metode supervised learning diantaranya adalah sebagai berikut :

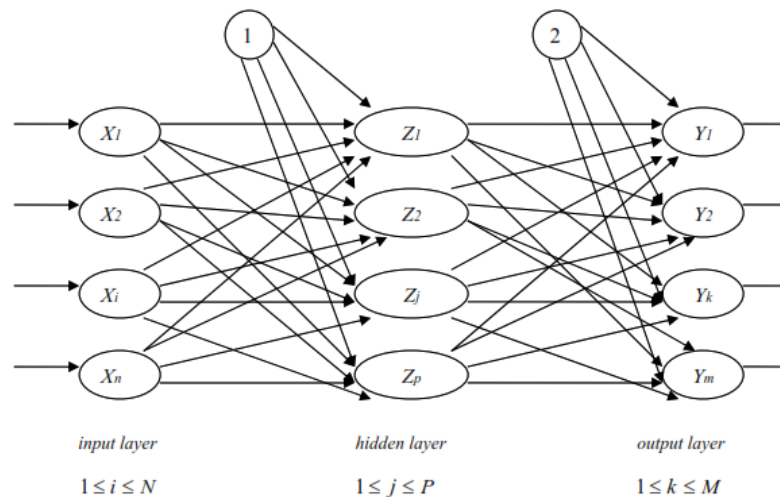
- a. Model Back Propagation
- b. Model Bidirectional Associative Memory
- c. Hopfield Network

2.4. Multilayer Neural Network Model

Multi Layer Neural Network adalah neural network yang memiliki karakteristik multi layer dimana setiap node pada suatu layer terhubung dengan setiap node pada layer di depannya. Ber-arsitektur umpan maju atau (feed forward network), menggunakan metode supervised learning.

Model ini merupakan model yang paling sering dipakai dalam pengembangan sistem neural dan memiliki kinerja yang sangat baik dalam sisi keakuratan. Model ini mempunyai dua fase dalam pelatihannya yaitu fase

forward dan backward. Cara kerja jaringan ini adalah, setelah input masuk ke input layer maka data akan diolah dan diteruskan ke masing-masing bagian di depannya sampai ke output layer. Nilai di output layer akan dibandingkan dengan nilai target, lalu akan dihasilkan sinyal error bagi masing node di output layer. Sinyal ini ditransmisikan balik (back propagation) dari lapisan keluaran ke masing-masing sel pada lapisan sebelumnya.



Gambar 2.4 Multi Layer Network

Umumnya operasi model jaringan ini terdapat dua mekanisme kerja yaitu:

1) Mekanisme latihan atau belajar (Training mode / Learning Mode)

Pada mekanisme ini, jaringan akan dilatih untuk dapat menghasilkan data sesuai dengan target yang diharapkan melalui satu atau lebih pasangan pasangan data (data input dan data target). Semakin lama waktu latihan maka kinerja jaringan akan semakin baik. Demikian juga dengan semakin banyak pasangan data yang digunakan dalam pelatihan maka kinerja akan semakin baik.

2) Mekanisme produksi (Production Mode) atau biasa disebut juga dengan mekanisme pengujian (Try Out Mode)

Pada mekanisme ini, jaringan diuji apakah dapat mengenali sesuai dengan yang diharapkan setelah melalui proses pelatihan terlebih dahulu.

Algoritma proses training di *Multilayer Neural Network* diantaranya

Langkah 0 : Inisialisasi bobot (gunakan nilai acak kecil -0.5 s/d 0.5).

Langkah 1 : Selama syarat henti salah, lakukan langkah 2-9.

Langkah 2 : Untuk setiap pasang pelatihan (masukan dan target), lakukan langkah 3-8.

Feed Forward (fase maju)

Langkah 3 : Setiap masukan ($X_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal masukan X_i dan meneruskannya ke seluruh unit pada lapisan di atasnya (hidden units)

Langkah 4 : Setiap masukan tersembunyi ($Z_i, j = 1, 2, \dots, n$) menghitung total sinyal masukan terbobot sebagai berikut :

$$Z_{in_j} = Z_{0j} + \sum_{i=1}^p X_i V_{ij}$$

lalu menghitung sinyal keluarannya dengan aktivasi :

$$Z_j = f(Z_{in_j})$$

Back Propagation Error (fase mundur)

Langkah 6 : Setiap unit output ($Y_k, k = 1, 2, \dots, m$) menerima sebuah pola target yang sesuai dengan pola masukan pelatihannya. Unit tersebut menghitung informasi kesalahan (error):

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(Y_{in_k})$$

kemudian dihitung kondisi bobot (digunakan untuk merubah W_{jk} nantinya).

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Z_j$$

$$\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k$$

Langkah 7 : Setiap unit tersembunyi ($Z_i, j = 1, 2, \dots, p$) menghitung selisih input.

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk}$$

$$\delta_k = \delta_{in_k} f'(Z_{in_j})$$

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i$$

$$\Delta V_{0j} = \alpha \delta_j$$

kemudian dihitung kondisi bobot (digunakan untuk merubah W_{jk} nantinya).

2.5. Back Propagation

Inti dari back propagation adalah untuk mencari error suatu node. Dari hasil forward phase akan dihasilkan suatu output, dari output tersebut, pastilah tidak sesuai target yang diinginkan. Perbandingan kesalahan dari target yang diinginkan dengan output yang dihasilkan disebut dengan error.

Dalam Back Propagation juga dikenal istilah yang disebut inisialisasi output. Inisialisasi output pada dasarnya adalah menentukan error di suatu node dengan sebuah target yang diinginkan. Karakteristik Back Propagation dapat diuraikan sebagai berikut :

1. Node / processing element dan fungsi aktivasi

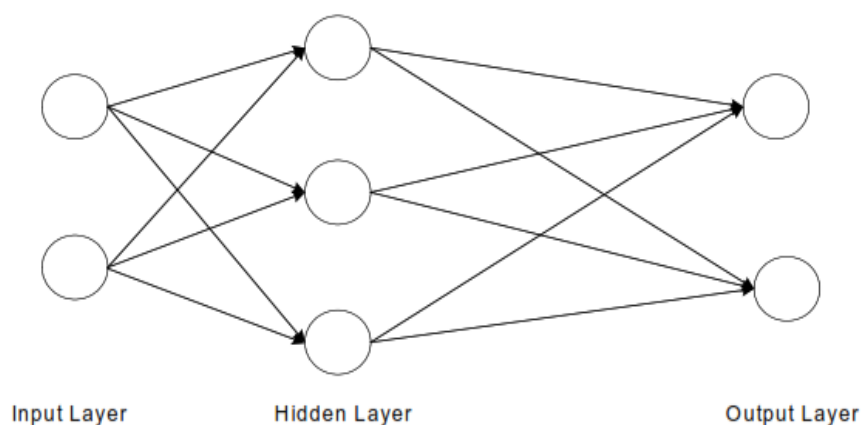
- a) Kontinu.
- b) Dapat dideferensiasikan / diteruskan.
- c) Turunan fungsi mudah dihitung.
- d) Fungsi aktivasi yang biasa digunakan adalah fungsi sigmoid.

2. Topology

Terdiri dari satu lapisan masukan (input layer), satu atau lebih lapisan tersembunyi (hidden layer), dan satu lapisan keluaran (output layer). Setiap neuron / processing element pada suatu lapisan mendapat sinyal masukan dari semua neuron pada lapisan sebelumnya (beserta sinyal bias).

3) Learning Rule

Menggunakan delta rule atau error connection learning rule.



Gambar 2.5 *Multi Layer Network Dengan 1 Hidden Layer*

BAB III

METODOLOGI

Metodologi dalam pelaksanaan tugas pertama mengenai *regression problem* mata kuliah Sistem Elektronika Cerdas.

3.1. Pembuatan dataset

Pada tugas ini pembuatan dataset dilakukan dengan cara:

1. Menggunakan algoritma Viola Jones untuk mendeteksi dan meng-capture gambar wajah
2. Perekaman data piksel dimensi wajah dan mata.

3.2. Pembuatan *neural network*

1. Dilakukan pembuatan Multilayer Neural Network dengan menggunakan algoritma Back Propagation untuk training.
2. Data perekaman data dari dimensi wajah dan mata digunakan untuk menjadi input dari network yang dibangun.

3.3. Evaluasi

1. Dilakukan perbandingan jarak hasil prediksi dan jarak sesungguhnya.
2. Dilakukan penerapan hasil training untuk simulasi real-time.

BAB IV

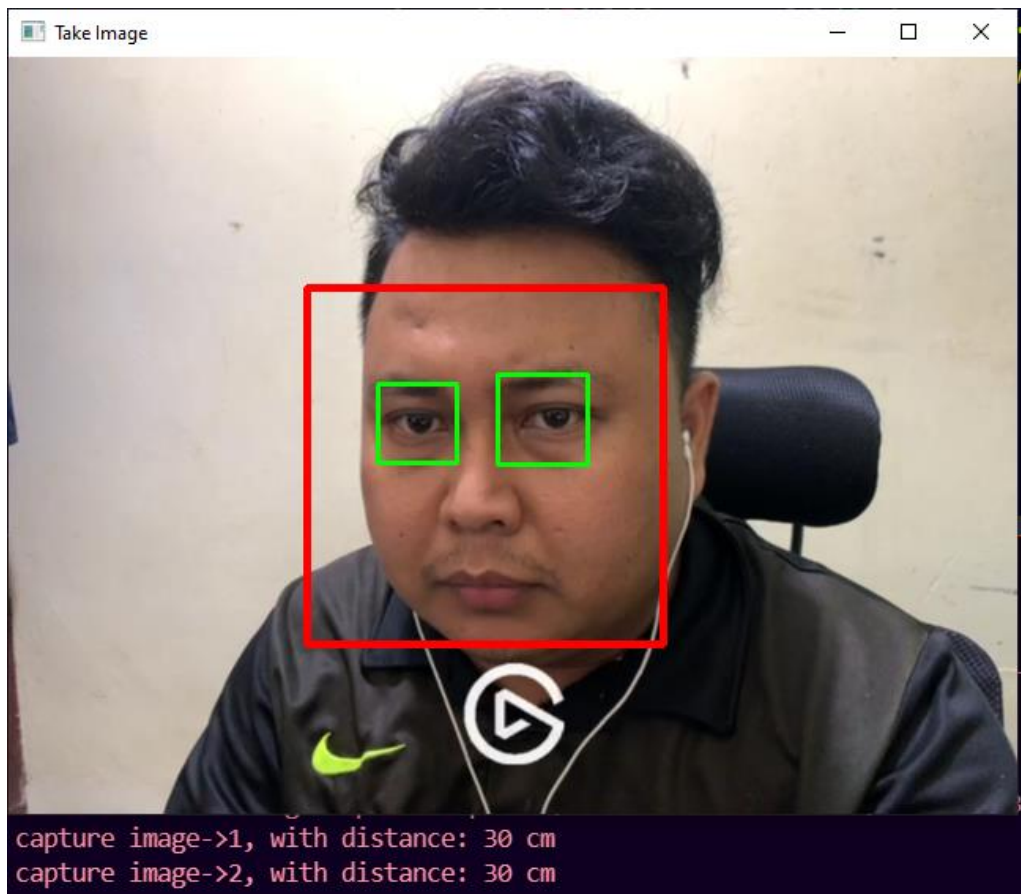
PEMBAHASAN

4.1. Pembuatan Dataset

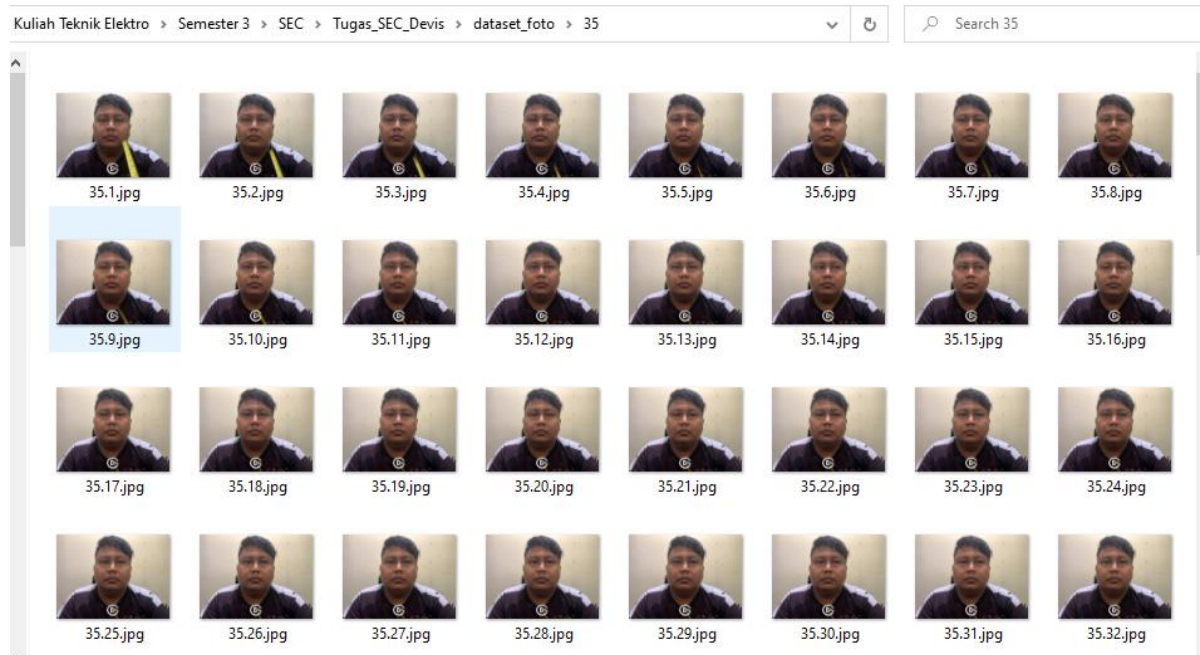
Pada tugas ini dataset yang digunakan adalah data dimensi wajah yang terdeteksi menggunakan algoritma Viola Jones. Berikut adalah urutan pengambilan data wajah.

1. Deteksi wajah dan mata menggunakan algoritma Viola Jones

Program untuk deteksi dan merekam wajah menggunakan python dan OpenCV menggunakan webcam yang terhubung pada laptop. Untuk mendeteksi wajah menggunakan algoritma Viola Jones, yang telah termasuk di dalam OpenCV. Pada program tersebut mampu untuk mengambil dan menyimpan gambar sesuai dengan yang telah ditentukan.



Gambar 4.1 Tampilan program ketika mendeteksi wajah dan proses *capture* gambar



Gambar 4.2 Hasil *capture* gambar dari program

Dataset yang digunakan sebanyak 1000 data wajah, dengan interval jarak yang digunakan dari 20 sampai dengan 90 cm, dengan tiap interval jarak datanya adalah 100 gambar wajah. dikarenakan keterbatasan ruangan maka jarak maksimal yang bisa dicapai hanya sampai 90 cm.

2. Ekstrak data dimensi wajah dan mata

Dari hasil output capture gambar yang dihasilkan, selanjutnya mengekstrak data piksel wajah (w,h) dan mata (ew, eh). Data piksel dari wajah dan mata nantinya akan digunakan sebagai *input training neural network*.

1	w	h	ew	eh	distance
2	381	381	76	76	20
3	391	391	64	64	20
4	392	392	42	42	20
5	387	387	75	75	20
6	388	388	75	75	20
7	388	388	76	76	20
8	386	386	77	77	20
9	386	386	77	77	20
10	391	391	78	78	20
11	386	386	63	63	20
12	392	392	77	77	20
13	389	389	74	74	20
14	391	391	74	74	20
15	390	390	77	77	20
16	391	391	74	74	20

Gambar 4.3 Data piksel wajah (w, h) dan mata (ew, eh) serta jarak pengukuran secara manual

Data piksel wajah dan mata yang telah berhasil diekstrak akan disimpan secara otomatis dalam file dalam bentuk csv. File csv inilah yang akan digunakan untuk input training.

4.2. Pembuatan Network

Setelah dataset berhasil dibuat, langkah selanjutnya adalah membuat *network*. Di tugas ini membuat *Multilayered Neural Network*. Input data adalah data piksel wajah (w,h) dan mata (ew, eh), output berupa jarak antara kamera dan wajah. Neural Network yang dibangun berupa:

1. Menggunakan 2 *layer* dengan 10 neuron tiap *layer*
2. Menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* pada layer 1 dan *tansig* pada layer 2
3. *Learning rate* 0.1 dengan *epoch* sebanyak 500
4. *Training* yang dilakukan menggunakan algoritma *Back Propagation*

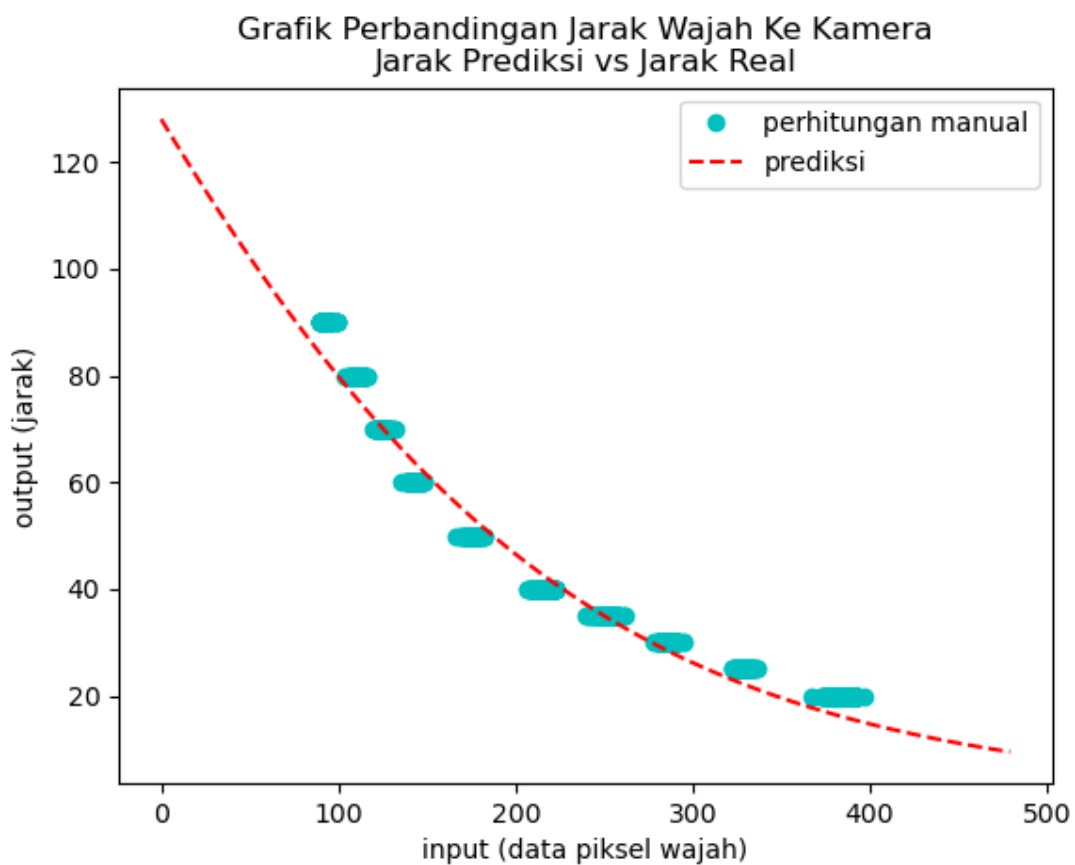
Setelah dilakukan *training*, akan dihasilkan bobot/model *neural network*. Model tersebut nantinya akan di *deploy* untuk melakukan evaluasi dan simulasi *real-time*.

4.3. Evaluasi

Dari bobot yang dihasilkan dari proses training, akan dievaluasi jarak antara prediksi dan jarak sebenarnya yang diukur secara manual.

1. Perbandingan jarak prediksi dan jarak sebenarnya secara manual

Perbandingan ini dilakukan untuk mengetahui seberapa akurat jarak hasil prediksi dan jarak sebenarnya yang diukur secara manual. Berikut adalah grafik hasil perbandingannya.



Gambar 4.4 Grafik perbandingan wajah ke kamera prediksi vs sebenarnya

Gambar diatas menunjukkan perbandingan antara jarak prediksi dan jarak sebenarnya, dengan warna cyan adalah jarak secara manual dan garis warna merah adalah prediksi. Jarak yang diukur adalah dari rentang 20 sampai dengan 90 cm, dapat dilihat pada jarak 20 dan 25 cm antara prediksi dan sebenarnya sedikit menjauh, pada jarak 30 sampai dengan 80 cm saling berhimpit namun diatas 90 cm antara prediksi dan sebenarnya mulai menjauh.

2. Penerapan hasil *training* dan simulasi secara *real-time*

Setelah melalui tahap evaluasi selanjutnya model yang telah dibuat tadi akan di deploy atau digunakan untuk mengetahui jarak antara kamera ke wajah secara *real-time*. Pada simulasi ini menggunakan webcam eksternal yang terhubung ke laptop. Berikut contoh hasil simulasi.



Gambar 4.5 contoh hasil simulasi mengukur jarak wajah ke kamera

BAB V

KESIMPULAN

Dari uraian dan uji coba pada bab sebelumnya dapat diambil kesimpulan:

1. Proses pembuatan dataset menggunakan OpenCV dengan algoritma Viola Jones berhasil dilakukan
2. Proses penyimpanan data piksel wajah (w, h) dan mata (ew, eh) dilakukan secara otomatis ke dalam format csv
3. Dari hasil evaluasi neural network dapat disimpulkan jarak wajah dapat diukur dengan baik pada jarak 20 sampai dengan 80 cm, namun diatas itu mulai menjauh dari prediksi
4. Simulasi program mendeteksi jarak antara wajah ke kamera dapat dilakukan dan jaraknya sesuai.

DAFTAR PUSTAKA

- Ghosh, Mayukh & Sarkar, Tathagata & Chokhani, Darshan & Dey, Anilesh. (2021). Face Detection and Extraction Using Viola–Jones Algorithm. 10.1007/978-981-16-4035-3_9.
- Jatmoko, C. et al. (2020) 'Uji Implementasi Algoritma Viola-Jones', *Dinamik*, 25(2), pp. 68–76. Available at: <https://doi.org/10.35315/dinamik.v25i2.8071>.
- M. D. Putro, T. B. Adji, and B. Winduratna, "Sistem Deteksi Wajah dengan Menggunakan Metode Viola-Jones," in *SciETec*, 22 February 2012, 2012.
- R. Wahyusari and B. Haryoko , "Penerapan Algoritma Viola Jones untuk Deteksi Wajah," *SimetriS*, vol. 18, pp. 44-49, 2014.
- Syafira, A. R. (2017) 'Sistem Deteksi Wajah Dengan Modifikasi Metode Viola Jones', *Emitor: Jurnal Teknik Elektro*, 17(1), pp. 26–33. doi: 10.23917/emitor.v17i1.5964.
- Wu, Mincheng & Zhang, Yongtao & He, Shibo & Chen, Jiming & Sun, Youxian & Liu, Yang-Yu. (2017). A General Framework of Studying Eigenvector Multicentrality in Multilayer Networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 116. 10.1073/pnas.1801378116.

LAMPIRAN

Source code dapat diunduh pada link Github berikut:

<https://github.com/desnug/Face-And-Eyes-Distance-Measurement-with-Neural-Network>