

IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM DETEKSI EMOSI MANUSIA BERDASARKAN EKSPRESI WAJAH

Ivan Azhari¹, Fitriyani²

¹Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya
Jl. Sekolah Internasional No.1-2 Antapani, Bandung, 022-7100124
e-mail: ivan.azhari16@gmail.com

²Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya
Jl. Sekolah Internasional No.1-2 Antapani, Bandung, 022-7100124
e-mail: fitriyani@ars.ac.id

Abstrak

Deteksi emosi adalah salah satu yang paling kompleks dan menantang di bidang visual komputer karena besarnya variasi yang disebabkan oleh perubahan dalam penampilan wajah, pencahayaan dan ekspresi wajah. Dalam penelitian ini, riset yang dilakukan adalah mempelajari lebih lanjut perihal deteksi emosi manusia berdasarkan ekspresi wajah menggunakan metode *convolutional neural network* dimana data yang digunakan untuk proses *training data* berupa sampel citra dari dataset FER 2013. Metode *convolutional neural network* memiliki sub metode dalam orientasi pendeteksian objek yang bernama metode *Viola-Jones* atau biasa disebut *Haar Cascade Classifier*. Dalam tahap deteksi wajah, wajah terdeteksi melalui gambar yang ditangkap oleh webcam secara *realtime* dan selanjutnya adalah tahap pengklasifikasian emosi yang mengimplementasikan konsep algoritma *convolutional neural network* untuk mengklasifikasikan *input* citra kedalam 7 kategori emosi yang sebelumnya sudah disimpan dalam FER2013 *dataset* tersebut. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* dapat mengenali ekspresi wajah dengan tingkat akurasi yang berlandaskan *dataset* FER2013 adalah 67-72% setelah dilakukan ujicoba.

Kata kunci: Deteksi Emosi, Deteksi Wajah, *Deep Learning*, *Convolutional Neural Network*, *Haar Cascade Classifier*.

Abstract

Emotion detection is one of the most complex and challenging in the field of computer visual due to the large variation caused by changes in facial appearance, lighting and facial expressions. In this study, the reseach carried out was to further study the detection of human emotions based on facial expression using the convolutional neural network method, where the data used for the training process were image samples from FER 2013 dataset. The convolutional neural network method has sub methods in object detection orientation called the Viola-Jones method or so-called Haar Cascade Classifier. In the face detection stage, faces are detected through images captured by the webcam in realtime and the next is the emotion classification stage which implemetns the concept of the convolutional neural network algorithm to classify image input into 7 categories of emotions that were previously stored in the FER2013 dataset. The results of this study indicate that the convolutional neural network method can recognize facial expressions with an accuracy level based on the FER2013 dataset about 67-72% after testing.

Keywords: *Emotion Recognition, Facial Detection, Deep Learning, Convolutional Neural Network, Haar Cascade Classifier.*

1. Pendahuluan

Emosi adalah bagian yang tidak terhindarkan dari setiap pribadi seseorang pada saat berkomunikasi. Bentuknya dapat diekspresikan dengan berbagai macam cara yang terkadang tidak dapat diketahui secara langsung (Rere, Usna et al., 2019). Emosi dan kognisi lantas dianggap sebagai “alat yang sederhana namun berguna” bagi manusia untuk bertahan hidup melalui evolusi, namun emosi dan kognisi memiliki cara kerja yang berbeda dimana emosi cenderung lebih natural dalam merasakan rangsangan daripada kognisi, misalnya ketika merespon rasa takut maka pupil membesar dan diikuti dengan respon melawan atau lari atau malah diam (Psikologi et al., 2018).

Deteksi wajah dapat dipandang sebagai masalah klasifikasi pola dimana *inputnya* adalah suatu citra dan *outputnya* adalah label kelas dari citra tersebut (Puspaningrum & Saputra, 2018). Deteksi wajah adalah salah satu yang paling kompleks dan menantang di bidang visual komputer karena besarnya variasi yang disebabkan oleh perubahan dalam penampilan wajah, pencahayaan dan ekspresi wajah (Puspaningrum & Saputra, 2018).

Pengenalan emosi dapat dilakukan menggunakan fitur yang berbeda seperti ekspresi wajah, ucapan, teks dan gerakan tubuh (Rere et al., 2019). Diantara beragam fitur ini, pengenalan emosi dengan ekspresi wajah adalah salah satu yang paling populer dengan sejumlah alasan seperti ekspresi yang dapat dilihat secara langsung. Beberapa metode ekstraksi fitur yang populer digunakan untuk pengenalan ekspresi wajah adalah *scale invariant feature transform*, *histogram of oriented gradient*, *local binary pattern*, *Gabor wavelets* dan *Haar like features*.

Penelitian mengenai pengenalan emosi menggunakan model *deep learning* secara *realtime* menjabarkan bagaimana langkah dan alur dalam pembangunan sistem pengenalan emosi menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network*. Dalam penelitiannya, dikatakan bahwa “untuk mengenali dan mengklasifikasi wajah manusia, berbagai metode dibutuhkan namun teknik *deep learning* sangat unggul dari metode yang lain berdasarkan tingkat kapabilitas dari berbagai dataset dan kapabilitas kecepatan perhitungan” (Hussain & Salim Abdallah Al Balushi, 2020).

Penelitian terkait prosedur deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah tidak gampang namun kompleks semenjak fitur ekstraksi layak dan deteksi emosi membutuhkan langkah-langkah yang kompleks (Joo, 2015). Deteksi emosi pada manusia bisa terwujud dengan menggunakan citra wajah, suara, bentuk tubuh dan lain sebagainya. Ada berbagai macam penelitian untuk mendeteksi emosi manusia semisal dengan menggunakan informasi geometrik dari citra wajah atau *vector template* dan *neural network*.

2. Metode Penelitian

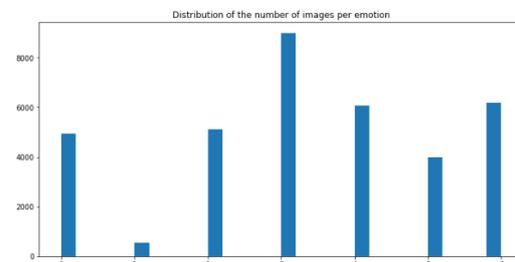
Terdapat beberapa metode yang digunakan dalam mengimplementasikan deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah ini yaitu penggunaan *dataset* dan pemakaian metode CNN sebagai parameter citra.

Dataset

Data yang dipakai adalah *benchmark data* berupa citra dengan format PNG dan JPEG dan digunakan untuk *training data* dan testing yang tersedia dalam *Challenges in Representation Learning : Facial Expression Recognition Challenge*. Data tersebut terdiri dari *image* wajah dengan ukuran 48x48 piksel dan terdiri dari 35.887 citra yang memiliki 28709 *train set* dan 3589 citra untuk *test set* dengan beberapa emosi seperti marah, jijik, takut, senang, sedih, terkejut dan netral.

Eksplorasi Data

Ketika mengeksplorasi *dataset* dari FER2013 penulis mengamati bahwa adanya ketidak seimbangan dalam jumlah citra berdasarkan emosi yang dapat mengakibatkan turunnya nilai akurasi dalam pendeteksian emosi.



Gambar 1. Distribusi angka citra per emosi.

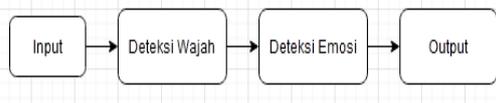
Dalam FER 2013 *dataset* ini, penulis mengetahui ada beberapa *miss-classified* ketika beberapa citra hanya menampilkan sebagian dari citra wajah. Gambar 1 adalah contoh dari *miss-classified* yang telah

peneliti uji coba menggunakan metode *pre-trained model* dengan *max pooling layer*.

Percobaan untuk ekstraksi *dataset* FER 2013 menunjukkan hasil dari fungsi *preprocessing* bahwa *dataset* ini mempunyai total parameter yang berjumlah 442.023 dimana total parameter yang dapat diuji berjumlah 441.895 parameter sedangkan untuk parameter yang tidak dapat diuji berjumlah 128.

Skema Deteksi Emosi dan Wajah

Proses dari pendeteksian emosi berdasarkan ekspresi wajah mempunyai tiga tahap dimana tahap *preprocessing* menyiapkan *dataset* dalam wadah yang akan mengerjakan algoritma generalisasi dan mengekstrak hasil yang efisien.



Gambar 1. Skema Deteksi

Dalam pemaparan skema deteksi sistem ini, hal pertama yang dilakukan adalah pendeteksian wajah terlebih dahulu, jika wajah terdeteksi, proses yang selanjutnya diinisialisasi adalah penilaian probabilitas emosi dari input wajah yang terdeteksi lalu output yang berupa nilai.

Preprocessing

Tahapan ini merupakan tahapan pengolahan citra yang bertujuan untuk menghasilkan citra yang lebih baik untuk diproses ketahapan selanjutnya yang terdiri dari proses *resize* dan *grayscale*.

a. Resize

Tahapan ini dibutuhkan untuk mengatur ukuran piksel dari citra yang akan diolah pada tahap *testing*. Input citra yang digunakan pada penelitian ini bergantung pada webcam yang secara langsung memindai dimana proses *resize* citra secara otomatis dilakukan dalam *hidden layer* agar saat dilakukan proses *training data* secara spontan yang dilakukan oleh metode *haar* memiliki ukuran dimensi dan rentang nilai yang sama.

b. Grayscale

Tahapan berikutnya adalah melakukan konversi citra yang memiliki mode BGR menjadi *gray* karena ciri warna bukan menjadi topik dalam penelitian ini.

Pemodelan Deteksi Emosi

Pemodelan yang dilakukan adalah memanfaatkan beberapa *library* seperti tensorflow, keras dan dlib untuk membantu dalam struktural CNN yang akan diimplementasikan. Tahap pertama dalam pemodelan adalah membuat arsitektur CNN dimana arsitektur yang dibangun bertujuan untuk mendapatkan model yang ringan karena akan digunakan pada *frame video* secara *realtime* pastinya fluktuasi dari emosi mengalami perubahan yang cepat yang meliputi:

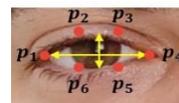
- Menerapkan sebuah *grayscale filter* untuk mengolah data dari sebuah input.
- Identifikasi wajah dan melakukan pembesaran dalam proses menangkap *video* dari webcam.
- Mengolah banyak wajah.
- Mengurangi *pixel density*(massa piksel) yang sama dari *train set*.
- Mengubah input citra kedalam model input yang dapat dibaca ulang oleh *neural network*.

Menghitung Aspek Rasio Mata

Berdasarkan laporan hasil dari penelitian yang dilakukan oleh (Cech & Soukupova, 2016) berjudul *real-time eye-blink detection using facial landmarks*, bisa ditarik sebuah rumus yang berhubungan dengan pendeteksian dan disebut dengan aspek rasio mata.

$$EAR = \frac{||p2 - p6|| + ||p3 - p5||}{2||p1 - p4||}$$

Dimana p_1, \dots, p_6 merupakan lokasi dari pola wajah dua dimensi. Pembilang dari persamaan ini menghitung jarak antara pola mata vertikal sedangkan penyebutnya menghitung jarak antara pola mata horizontal.



Gambar 2. Contoh penentuan titik ARM.

Sumber:

<https://www.pyimagesearch.com/2017/04/24/eye-blink-detection-opencv-python-dlib/>

Pada gambar 2 tersebut, bisa terlihat citra mata yang direpresentasikan oleh satu set ARM dan 6 label dengan koordinat yang spesifik. Garis horizontal adalah jarak antara point p_1 dan p_4 (lebar dari mata) dan garis vertikal adalah jarak antara point p_2 dan p_3 serta titik tengah p_6 dan p_5 (tinggi dari mata). Panjang dari garis horizontal akan selalu konstan sedangkan tinggi dari garis vertikal akan selalu berubah seiring dengan tertutup atau terbukanya mata. Sebagian besar aspek rasio mata memiliki nilai konstan ketika mata terbuka dan mendekati nol ketika menutup mata dimana aspek rasio dari mata terbuka mempunyai varian kecil pada individu dan aspek rasio tersebut sepenuhnya invarian pada skala yang seragam dari citra maupun rotasi-rotasi yang terdeteksi dari wajah pada sistem. Semenjak kedepan dilakukan oleh kedua mata secara serentak, aspek rasio mata dari kedua objek mata tersebut memiliki nilai rata-rata.

Ekstraksi Fitur

Gabor filter umumnya dikenal dengan salah satu pilihan untuk mendapatkan penempatan frekuensi informasi, bagaimanapun metode *gabor filter* mempunyai dua batasan yang besar dimana maksimum *bandwidth* dari metode tersebut terbatas kurang lebih satu oktaf dan tidak terlalu optimal jika satu *filter* tersebut mencari luas *spectral information* dengan *spatial localization*. *Log Gabor Filters* dicetuskan oleh Field (P. Pradeep Kumar, 2014), dalam *domain frequency* bisa dijabarkan dalam koordinat polar seperti $H(f, \theta) = H_r \times H_\theta$ dimana H_r adalah komponen radial dan H_θ adalah angular.

$$H(f, \theta) = \exp \left[\frac{- \left[\ln \left(\frac{f}{f_\theta} \right) \right]^2}{2 \left[\ln \frac{\sigma_f}{f_\theta} \right]^2} \right] \exp \left[\frac{-(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2} \right]$$

Dimana f_0 adalah frekuensi tengah dari filter dan θ_0 merupakan arah dari filter. Nilai konstan σ_f menerangkan *bandwidth* radial dalam oktaf B seperti yang tertuang dalam persamaan dibawah ini.

$$B = 2 \sqrt{2 / \ln 2 x \left| \ln \left(\frac{\sigma_f}{f_0} \right) \right|}$$

Dengan konstanta σ_0 menerangkan *bandwidth* angular $\Delta\Omega$ dalam radian seperti yang tertuang dalam persamaan dibawah ini.

$$\Delta\Omega = 2\sigma_0 \sqrt{2 \ln 2}$$

Rasio σ_f/f_0 tetap konstan untuk merubah nilai f_0 , variabel B yang ada dalam persamaan 3 ditetapkan untuk satu oktaf dan *bandwidth* angular ditetapkan $\Delta\Omega = \pi/4$ radian, namun hanya tersisa σ_f yang akan ditentukan untuk f_0 .

Penerapan Algoritma

Untuk melakukan proses pendeteksian emosi berdasarkan ekspresi wajah dalam sebuah citra, maka dibutuhkan beberapa algoritma sebagai perintah yang memuat berbagai fungsi khusus. Dalam pembangunannya, algoritma yang terdapat dalam *library* opencv akan digunakan sebagai pondasi dasar dalam pendeteksian emosi.

Pada *library* opencv terdapat *file xml* yang bisa digunakan pada saat implementasi pembangunan aplikasi pendeteksian emosi berdasarkan ekspresi wajah dimana *file* tersebut bisa dipanggil pada perintah dengan menuliskan *filename* pada baris program aplikasi, *file* tersebut bernama *haarcascade_frontalface_default.xml* namun dalam pengimplementasiannya pada kali ini, peneliti mengubah format dan nama *file* tersebut menjadi *face_landmarks.dat*.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Implementasi Dataset

Penggunaan dataset yang bersumber dari *Challenges in Representation Learning: Facial Expression Recognition Challenge 2013* merupakan basis dari pembangunan sistem ini. Kategori data yang tersedia dalam dataset FER2013 ini memiliki 7 karegorial emosi dengan label nama marah, jijik, takut, senang, sedih,

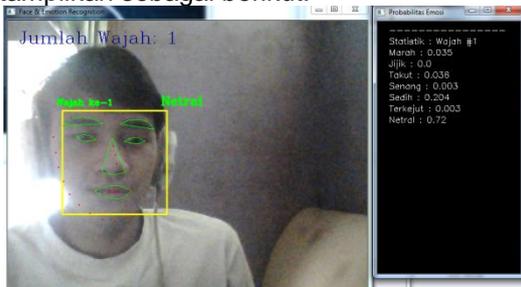
terkejut dan netral. Gambar 3 merujuk pada contoh dari citra yang bersumber dari FER2013 Dataset.



Gambar 3. Sample citra FER2013

3.2. Implementasi Sistem

Implementasi sistem deteksi ini merupakan langkah penggunaan aplikasi sehingga dapat berjalan sesuai dengan tahap perancangan yang tertuang pada bab sebelumnya. Dalam gambar 4 merupakan hasil dari pengkombinasian antara metode CNN, Viola-Jones dan Haar Cascade dapat ditampilkan sebagai berikut:



Gambar 4 Proses deteksi *Realtime*

Pada sesi pendeteksian yang ada pada gambar 4 sebelumnya, sistem secara spontan akan mendeteksi objek wajah terlebih dahulu untuk selanjutnya diproses kedalam proses pengkategorian emosi yang akan ditampilkan pada form ke dua. Filter pertama atau biasa disebut *convolution layer* akan terlebih dahulu memproses pendeteksian objek wajah menggunakan metode Viola-Jones. Jika dilihat lebih teliti pada form pertama yaitu form "Face & Emotion Recognition", webcam menangkap citra berupa video secara *livestream* yang selanjutnya diolah untuk mengetahui apakah ada objek wajah dalam citra video tersebut.

Setelah sistem mendeteksi objek wajah, maka prediksi dari emosi akan segera menindak lebih lanjut bagaimana cara menghitung nilai probabilitas dari objek wajah yang tampil di form pertama. Kotak yang tampil pada form pertama berfungsi untuk mendeteksi apakah objek tersebut benar adanya wajah atau tidak dengan proses konvolusi yang terjadi pada layer pertama.

3.3. Pengujian Sistem

A. Pengujian Pengaruh Cahaya

Untuk pengujian ini, peneliti menggunakan satuan lux (lx) sebagai patokan dalam menguji tingkat sensitifitas sistem deteksi emosi memindai objek wajah dimana menurut riset badan yang bernama *International Commission on Illumination* (CIE) penerangan cahaya terang pada suatu tempat tertentu dalam ruangan adalah 100 lux bahkan lebih, sedangkan nilai untuk cahaya redup pada suatu ruangan yaitu dalam rentang antara 20-99. Nilai lux dibawah 20 merupakan kondisi cahaya pada suatu ruangan sangat rendah dan minim mendekati gelap. Hasil pengujian dari pengaruh cahaya terhadap sistem ini akan dipaparkan pada tabel 1.

Tabel 1. Pengujian intensitas cahaya terhadap webcam

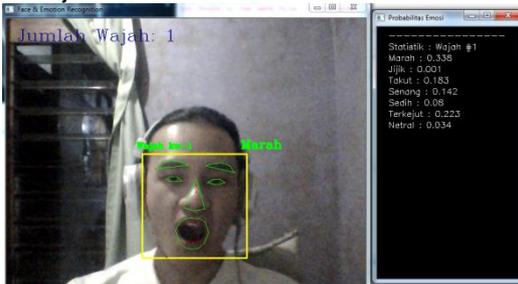
Jarak	Terang >100 lux	Redup 20-99 lux	Gelap <20 lux
30 cm	Terdeteksi (100%)	Terdeteksi (100%)	Tidak Terdeteksi (0%)
50 cm	Terdeteksi (100%)	Terdeteksi (100%)	Tidak Terdeteksi (0%)
1.3 meter	Terdeteksi (100%)	Terdeteksi (100%)	Tidak Terdeteksi (0%)
2 meter	Terdeteksi (100%)	Terdeteksi (75%)	Tidak Terdeteksi (0%)

Dapat dilihat dari tabel 1 diatas bahwa, jika objek wajah terdeteksi pada jarak yang mumpuni dan tanpa ada interferensi dari intensitas cahaya maka sistem pendeteksian akan mendeteksi objek wajah.

3.4. Hasil Implementasi

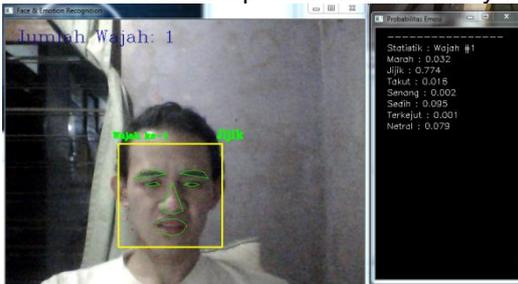
Penerapan *Deep Learning* dengan metode *Convolutional Neural Network* untuk pendeteksian emosi berdasarkan ekspresi wajah secara *realtime* ini menemui hasil yang memuaskan namun disisi lain memakan *resource hardware* yang cukup besar untuk prediksi nilai emosi. Dalam tingkat akurasi perhitungan prediksi emosi berdasarkan ekspresi wajah dapat dilihat pada beberapa gambar yang sudah teruji inisialisasinya, berikut merupakan gambar hasil dari implementasi metode yang telah dijabarkan pada bab sebelumnya dimulai

dari marah, jijik, takut, senang, sedih, terkejut dan netral secara berurutan.



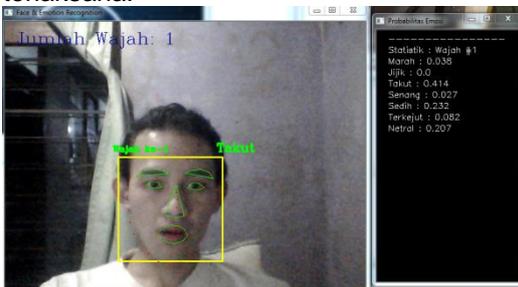
Gambar 5. Prediksi Marah

Nilai probabilitas tingkat akurasi dari deteksi emosi ini memiliki point sebesar 0.338 dan sangat jauh nilainya dibanding dari hasil proses *preprocessing* sebelumnya dengan *confusion matrix* yang mempunyai nilai 0.58 sebagai patokan dasar untuk memasuki kategori label marah. Hal ini disebabkan karena adanya keterlambatan dalam komputasi visual yang seharusnya lebih cepat untuk memprediksi namun *hardware* tidak cukup untuk melakukannya.



Gambar 6. Prediksi Jijik

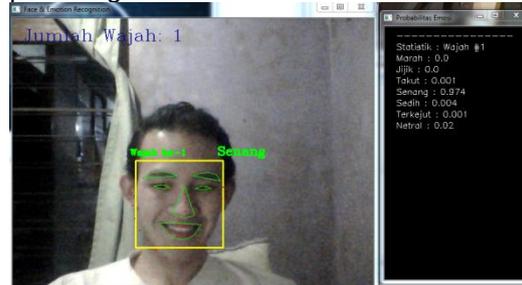
Pada gambar 6 diatas, nilai parameter dari label jijik adalah sebesar 0.63 namun *input* melebihi nilai parameter. Hal ini disebabkan kelebihan nilai dalam prediksi dikarenakan *input* melebihi ambang parameter yang telah ditentukan dan akhirnya menyebabkan prediksi emosi jijik terlaksana.



Gambar 7. Prediksi takut

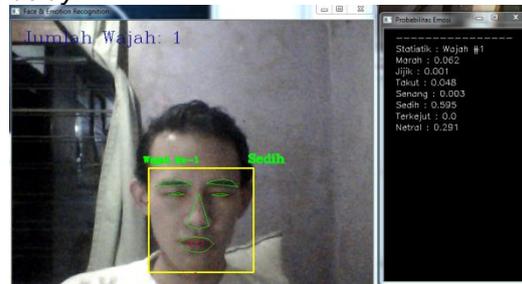
Sama halnya dengan label jijik, pada gambar IV.9 merupakan prediksi dari label emosi takut yang sebelumnya mempunyai nilai parameter 0.52 namun pada gambar tersebut hanya menunjukkan 0.414. Ini dikarenakan terjadinya kesalahan

akurasi dalam perhitungan prediksi yang disebabkan oleh lamanya proses perhitungan dari *hardware*.



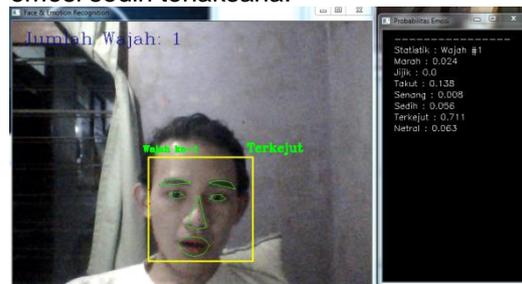
Gambar 8. Prediksi Senang

Nilai parameter dari label senang adalah 0.85 berdasarkan metrik dari *confusion matrix* namun pada hasil yang ditunjukkan oleh gambar IV.10 menunjukkan nilai 0.974, hal ini terjadi karena adanya *time delay*.



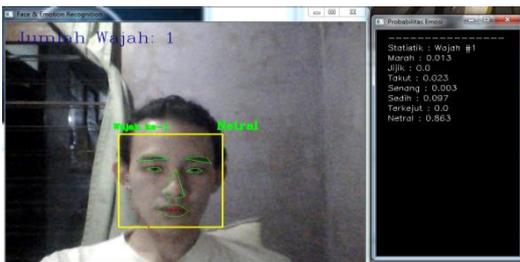
Gambar 9. Prediksi Sedih

Pada gambar 9, parameter label emosi sedih adalah 0.59 dan hasil *output* dari prediksi emosi adalah sebesar 0.595 yang berarti bahwa percobaan uji prediksi emosi sedih terlaksana.



Gambar 10. Prediksi Terkejut

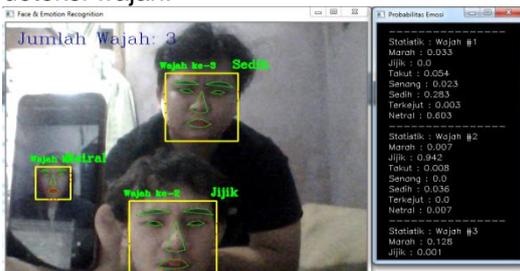
Sama halnya dengan gambar 9, pada gambar 10 parameter dengan label emosi terkejut bernilai 0.7 sedangkan yang tertera pada gambar bernilai 0.711 yang merupakan bahwa percobaan prediksi emosi terlaksana.



Gambar 11. Prediksi Netral

Dalam gambar 11, prediksi emosi dengan label netral mempunyai nilai parameter dengan rentang antara 0.6 sampai 0.62 dimana kondisi netral sangat stagnan terhadap input dan merupakan basis parameter dari label emosi yang lainnya.

Berdasarkan pada hasil implementasi dari gambar 5 hingga 11, tingkat akurasi dari perhitungan probabilitas emosi yang berkesinambungan antara model dari dataset FER2013 menunjukkan bahwa nilai probabilitas emosi dapat berubah-ubah sesuai dengan pola input dari deteksi wajah.



Gambar 12. Iterasi deteksi wajah

Implementasi iterasi yang dilakukan merupakan kondisi dimana jika sistem pendeteksian mendeteksi lebih dari satu wajah, sistem akan menampilkan data secara teratur berdasarkan wajah ke berapa dari input yang ditampilkan dalam form "face & emotion recognition".

4. Kesimpulan

1. *Deep Learning* dapat mendeteksi dan mengklasifikasi objek dari *input* yang berupa *device webcam* dengan cukup baik serta memiliki tingkat keakurasian yang terbilang cukup bagus antara rentang 67-83%.
2. Adapun faktor penentu apakah objek wajah tersebut bisa dideteksi lalu dihitung probabilitas emosi yang akan ditampilkan seperti interferensi pencahayaan dimana jika kondisi ruangan redup atau mempunyai nilai entitas cahaya kurang dari 15lux maka

pendeteksian objek wajah tidak akan terlaksana, namun jika kondisi ruangan tersebut mempunyai nilai entitas cahaya lebih besar dari 20 maka pendeteksian dan perhitungan probabilitas emosi bisa diinisialisasi.

Referensi

- Cech, J., & Soukupova, T. (2016). Real-Time Eye Blink Detection using Facial Landmarks. *Center for Machine Perception, Department of Cybernetics Faculty of Electrical Engineering, Czech Technical University in Prague*, 1–8.
<https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Hussain, S. A., & Salim Abdallah Al Balushi, A. (2020). A real time face emotion classification and recognition using deep learning model. *Journal of Physics: Conference Series*, 1432(1).
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/1432/1/012087>
- Joo, Y. H. (2015). *Emotion Detection Algorithm Using Frontal Face Image*. February 2014.
- P. Pradeep Kumar, I. K. R. (2014). Log Gabor Filter Based Feature Detection in Image Verification Application. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 3(12), 703–707.
<https://www.ijsr.net/archive/v3i12/U1V CMTQ0Nzk=.pdf>
- Psikologi, F., Widya, U., Utara, K., & Tengah, J. (2018). *WAKTU REAKSI DAN AKURASI DALAM PENGENALAN EKSPRESI WAJAH: SEBUAH EKSPERIMEN PSIKOFISIK*. 17(2), 131–142.
- Puspaningrum, E. Y., & Saputra, W. S. J. (2018). Deteksi Wajah Dengan Boosted Cascade Classifier. *SCAN - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 13(3), 1–4.
<https://doi.org/10.33005/scan.v13i3.1367>
- Rere, L. M. R., Dalam, R., & Baru, K. (2019). *Studi Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis Convolutional Neural Network*. 3.