

# Menuju Pengenalan Ekspresi Mikro: Pendeteksian Komponen Wajah Menggunakan *Discriminative Response Map Fitting*

Ulla Delfana Rosiani<sup>1,2</sup>, Priska Choirina<sup>3</sup>, Surya Sumpeno<sup>4,5</sup>, Mauridhy Hery P<sup>4,5</sup>

**Abstract**—The observations made in the study of micro-expression are to recognize and track the very subtle movements of certain facial areas and in a short time. In this study, the observation of movement is held in some areas of the face component. The facial and facial components detection is the pre-process stage on micro-expression recognition system. The goal at this stage is to get face and face components accurately and quickly on every movement of the video sequence or image sequence. The face landmark point of the Discriminative Response Map Fitting (DRMF) method can be used to get face components area accurately and quickly. This can be done because the facial landmark points used in this model-based method do not change when objects are moved, rotated, or scaled. The results obtained by using this method are accurate with a 100% accuracy value compared to the Haar Cascade Classifier method with an average accuracy of 44%. In addition, the average time required in the formation of facial component boxes for each frame is 0.08 seconds, faster than the Haar Cascade Classifier method of 0.32 seconds. With the results obtained, then the detection of facial components can be obtained accurately and quickly. Furthermore, the boxes of face components obtained are expected to display the appropriate data to be processed correctly and accurately in the next stage, feature extraction and the classification of micro-expression motion stage.

**Intisari**—Pengamatan yang dilakukan dalam penelitian ekspresi mikro adalah melakukan pengenalan dan pelacakan gerakan yang sangat halus pada area wajah tertentu serta dalam

waktu yang singkat. Dalam makalah ini dilakukan pengamatan gerakan pada beberapa area komponen wajah. Pendeteksian wajah dan komponen wajah merupakan tahapan awal proses yang diperlukan dalam sistem pengenalan ekspresi mikro. Tujuan dalam tahapan ini adalah mendapatkan area wajah dan komponen wajah dengan akurat dan cepat pada setiap pergerakan urutan video atau pada deretan gambar. Titik-titik *landmark* wajah dari metode *Discriminative Response Map Fitting* (DRMF) dapat digunakan untuk mendapatkan area komponen wajah dengan akurat dan cepat. Hal ini dikarenakan titik-titik *landmark* wajah yang digunakan dalam metode yang berbasis model ini tidak berubah ketika objek tersebut digerakkan, diputar, atau diskalakan. Hasil yang didapatkan dengan menggunakan metode ini akurat dengan nilai akurasi sebesar 100% dibandingkan dengan menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* dengan akurasi rata-rata sebesar 44%. Selain itu, waktu rata-rata yang diperlukan dalam pembentukan kotak komponen wajah tiap *frame* adalah sebesar 0,08 detik, lebih cepat dibandingkan dengan metode *Haar Cascade Classifier* sebesar 0,32 detik. Dengan hasil yang diperoleh, maka pendeteksian komponen wajah bisa didapatkan dengan akurat dan cepat. Selanjutnya, area komponen wajah yang diperoleh ini diharapkan dapat menampilkan data yang tepat untuk dapat diolah dengan baik dan akurat pada tahapan berikutnya, tahapan ekstraksi fitur dan klasifikasi gerakan ekspresi mikro.

**Kata Kunci**—deteksi komponen wajah, DRMF, titik *landmark* wajah, ekspresi mikro.

## I. PENDAHULUAN

Penelitian berkaitan dengan pengenalan ekspresi wajah manusia tidak pernah berhenti, selalu ada penemuan baru baik di tahap praproses maupun di tahap proses. Tahap praproses memegang peranan yang penting. Hal ini berkaitan dengan cara menampilkan data yang tepat untuk dapat diolah dengan baik dan akurat pada tahapan berikutnya. Penelitian berkaitan dengan analisis ekspresi wajah diterapkan untuk banyak kegunaan, antara lain pendeteksian ekspresi wajah dalam sistem presensi [1], penggunaan titik fitur wajah untuk melakukan kontrol gerakan objek 3D *Augmented Reality* [2], pembuatan sintesis wajah manusia dalam sistem dialog manusia dengan komputer [3], atau mendeteksi adanya ekspresi mikro dari gerakan halus di wajah [4]–[6].

Dalam makalah ini dilakukan pendeteksian komponen wajah secara otomatis pada sistem pengenalan ekspresi mikro. Pengamatan yang dilakukan adalah mengenali dan melacak gerakan yang sangat halus dan terbatas pada area wajah tertentu serta dalam waktu yang cepat [4], [7]. Karena gerakan yang ada sangat halus dan terbatas pada area tertentu, dilakukan pengamatan pada beberapa area komponen wajah,

<sup>1</sup> Mahasiswa, Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Jln. Teknik Mesin, Gedung B, C, dan AJ, Kampus ITS, Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, 60111 Indonesia (telp: 031- 5994251; fax: 031-5931237; e-mail: ulla.rosiani14@mhs.ee.its.ac.id)

<sup>2</sup> Dosen, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Malang, Jln. Soekarno-Hatta No. 9 Malang (telp. 0341- 404424; e-mail: rosiani@polinema.ac.id)

<sup>3</sup> Mahasiswa, Program Magister Terapan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Malang, Jln. Soekarno-Hatta No. 9 Malang (telp. 0341- 404424; e-mail: priskachoirina17@gmail.com)

<sup>4</sup> Dosen, Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Jln. Teknik Mesin, Gedung B, C, dan AJ, Kampus ITS, Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, 60111 Indonesia (telp: 031- 5994251; fax: 031-5931237; e-mail: surya@ee.its.ac.id, hery@ee.its.ac.id)

<sup>5</sup> Dosen, Departemen Teknik Komputer, Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Jln. Teknik Mesin, Gedung B, C, dan AJ, Kampus ITS, Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, 60111 Indonesia (telp: 031- 5994251; fax: 031-5931237; e-mail: surya@ee.its.ac.id, hery@ee.its.ac.id)

yaitu dahi, alis kanan dan kiri, mata kanan dan kiri, serta mulut. Diharapkan dalam tahapan praproses ini dapat dideteksi wajah dan komponen wajah dengan tepat dan akurat di setiap deretan gambar. Sedangkan data masukan yang digunakan adalah *data set CASME 2* [4].

Tahap deteksi wajah yang berkaitan dengan ekspresi mikro antara lain menggunakan *Active Shape Model (ASM)* untuk mendeteksi *facial landmarks* dari gambar wajah [8], menggunakan ASM untuk mendapatkan 68 *facial landmarks* dari wajah model dan menggunakan *Local Weighted Mean (LWM)* untuk tahap normalisasi sebelum dilakukan pemotongan area wajah [9], dan penggunaan metode *Discriminative Response Map Fitting (DRMF)* [10], [11]. Penelitian yang telah dilakukan dilakukan pada seluruh area wajah dan pada titik-titik *landmark* di wajah. Sedangkan dalam makalah ini dilakukan pengamatan ekspresi mikro pada area tertentu di wajah, dalam hal ini dilakukan pada beberapa area komponen wajah (dahi, alis kanan dan kiri, mata kanan dan kiri, serta mulut).

Pendekatan deteksi wajah dan komponen wajah yang dilakukan menggunakan metode berbasis model (*model-based method*), yaitu menggunakan metode penanda titik wajah DRMF, merupakan pendekatan berbasis regresi diskriminatif baru dalam kerangka *Constrained Local Models (CLM)* [12]. Algoritme CLM sendiri lebih kuat dan lebih akurat dibandingkan metode pencarian AAM [13]. Metode DRMF melakukan perbaikan pada bagian *fitting* wajah dan juga pada bagian pelatihan pada CLM [12], [14]. Metode ini dapat melakukan pencarian titik wajah dengan sangat cepat, akurat, serta cocok untuk penggunaan aplikasi *real time*.

Makalah ini bertujuan melakukan pendeteksian area komponen wajah yang akurat dan cepat dengan memanfaatkan beberapa titik dari titik *landmark* DRMF. Dilakukan deteksi wajah terlebih dahulu dengan menggunakan metode *Haar Cascade Classifier*, karena metode ini bisa mendapatkan area wajah dengan hasil yang selalu akurat dan tepat [15], [16]. Kemudian dilanjutkan dengan pembentukan titik-titik *landmark* wajah dengan metode DRMF. Selanjutnya, memanfaatkan beberapa titik *landmark* DRMF yang digunakan sebagai acuan terbentuknya kotak *Region of Interest (ROI)* komponen wajah. Kotak-kotak komponen wajah ini selanjutnya digunakan dalam tahapan ekstraksi *fitur* gerakan ekspresi mikro.

## II. DETEKSI KOMPONEN WAJAH PADA EKSPRESI MIKRO

### A. Ekspresi Mikro

Ekspresi mikro adalah ekspresi wajah yang sangat singkat, hanya berlangsung dalam waktu kurang dari 1 detik. Ekspresi mikro berupa gerakan wajah singkat yang mengungkapkan emosi asli seseorang tetapi dicoba untuk disembunyikan [17], [18]. Ekspresi mikro adalah salah satu ekspresi wajah yang tak terkontrol yang hanya berlangsung 1/25 detik sampai dengan 1/5 detik [19]. Emosi asli yang diungkapkan melalui ekspresi mikro biasanya diabaikan karena tidak terlihat dan tersamarkan. Konsep ekspresi mikro telah diungkapkan pada tahun 1966 sampai 1969.

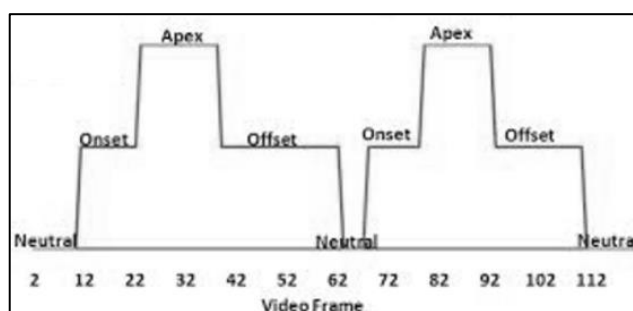
Penelitian bidang psikologi terbaru mengindikasikan bahwa ekspresi mikro selalu terjadi ketika manusia melepaskan emosinya [20]. Ekspresi mikro dapat diklasifikasikan, berdasarkan cara ekspresi ini dimodifikasikan, dalam tiga tipe sebagai berikut [21].

1) *Tipe 1, Ekspresi yang Disimulasikan (Simulated Expressions)*: Terjadi ketika ekspresi mikro tidak disertai ekspresi aslinya.

2) *Tipe 2, Ekspresi yang Dinetralkan (Neutralized Expressions)*: Ekspresi ini adalah ketika ekspresi asli ditekan dan wajah tetap netral.

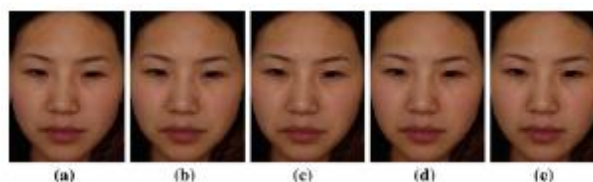
3) *Tipe 3, Ekspresi yang Ditutupi (Masked Expression)*: Ekspresi ini terjadi ketika ekspresi asli benar-benar ditutupi dengan ekspresi palsu atau ekspresi yang berbeda.

Proses deteksi ekspresi mikro adalah pendeteksian waktu bagian sesaat (*temporal segment*) terjadinya ekspresi mikro, yaitu saat *onset*, *apex*, dan *offset*.



Gbr. 1 *Temporal segment*.

Berdasarkan Gbr. 1, penanda *onset* dan *offset* adalah ketika terjadi perubahan kondisi sesudah keadaan netral (*onset*) dan ketika akan bertemu keadaan netral kembali (*offset*). Sedangkan keadaan *Apex* terjadi antara kondisi *onset* dan *offset*, seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 2.



Gbr. 2 Contoh deretan *frame* dari ekspresi mikro, (a) *Frame* saat *onset*, (b) *Frame* antara *onset* dan *apex*, (c) *Frame* saat *Apex*, (d) *Frame* antara *apex* dan *offset*, (e) *Frame* saat *offset*.

### B. Haar Cascade Classifiers

Metode deteksi objek yang menggunakan *Haar like feature* atau yang dikenal sebagai pengklasifikasi kaskade Haar (*Haar Cascade Classifier*) adalah metode deteksi objek yang efektif yang diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones [22]. Metode *Haar cascade classifiers* merupakan fitur persegi (*rectangular features*) yang memberikan indikasi secara spesifik pada sebuah gambar. Metode ini memiliki kelebihan yaitu komputasinya sangat cepat, karena hanya bergantung pada jumlah piksel dalam persegi, bukan setiap nilai piksel dari sebuah citra [23]. Selain itu, hasilnya juga akurat dan

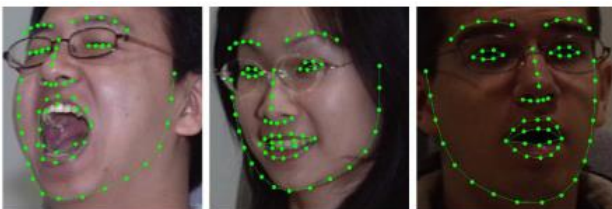
efisien dalam melakukan deteksi objek termasuk objek wajah, hidung, mata, mulut, dan bagian atas tubuh manusia. Pendekatan untuk mendeteksi objek dalam gambar menggabungkan empat konsep utama, yaitu sebagai berikut.

1. Pelatihan data.
2. Fitur segi empat sederhana yang disebut fitur Haar, dihitung dengan cara mengurangi nilai rata-rata piksel daerah gelap dengan nilai rata-rata piksel daerah terang. Jika perbedaan nilai berada di atas ambang yang ditentukan, maka fitur tersebut dianggap ada.
3. *Integral image* untuk menentukan ada atau tidaknya *Haar-like features* pada setiap bagian citra yang diproses dan pada beberapa ukuran secara efisien.
4. Pengklasifikasi bertingkat (*cascade classifier*) untuk menghubungkan banyak fitur secara efisien. Dengan menggabungkan proses klasifikasi secara bertingkat, maka kecepatan dari proses pendeteksian objek dapat lebih meningkat. Pencarian objek hanya dipusatkan pada daerah-daerah pada citra yang terdapat peluang objek tersebut ditemukan.

### C. Discriminative Response Map Fitting (DRMF)

Metode ini merupakan pendekatan berbasis regresi diskriminatif baru dalam kerangka CLM [12], yang memiliki kinerja lebih baik dari metode *Regularized Landmark Mean Shift* (RLMS) [24] dan metode berbasis-pohon (*tree-based method*) [25]. Selain itu, fitur *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) yang berbasis masukan dari para pakar mampu meningkatkan kinerja dan ketahanan kerangka CLM [26]. Kerangka multi-pandang HOG-CLM, yang menggunakan metode *fitting* RLMS [24] mampu mengalahkan kinerja metode berbasis pohon yang diusulkan baru-baru ini [25].

Metode ini menunjukkan kinerja yang mengesankan dalam skenario *fitting* wajah pada umumnya. DRMF sangat cocok untuk menangani latar belakang dinamis, sejumlah besar oklusi, dan kondisi iluminasi yang gantung. Motivasi di balik pendekatan ini adalah, tidak seperti karakteristik berbasis tekstur holistik yang digunakan dalam pendekatan AAM yang diskriminatif, peta respons dapat ditunjukkan berupa seperangkat parameter yang kecil dan parameter ini dapat digunakan secara efisien untuk merekonstruksi peta tanggapan yang tak terlihat. Selain itu, dengan menerapkan teknik *regresi off-the-shelf* yang sangat sederhana ini, memungkinkan untuk mempelajari fungsi yang kuat dari peta respons ke *update* parameter bentuk [12]. Hasil *fitting* dari metode DRMF ditunjukkan pada Gbr. 3. Terlihat bahwa titik *landmark* wajah bisa selalu tepat pada tempatnya, walaupun gambar wajah tidak dalam keadaan *frontal face*.



Gbr. 3 Hasil *fitting* DRMF.

### D. Pengukuran Akurasi

Terhadap kinerja suatu sistem klasifikasi perlu dilakukan pengukuran, karena digunakan untuk mengukur seberapa baik sistem dalam bekerja. Berdasarkan jumlah keluaran kelasnya, sistem klasifikasi dapat dibagi menjadi empat jenis, yaitu klasifikasi *binary*, *multi-class*, *multi-label*, dan *hierarchical* [27]. Pada klasifikasi *binary*, data masukan dikelompokkan ke dalam salah satu dari dua kelas. Jenis klasifikasi ini merupakan bentuk klasifikasi yang paling sederhana dan banyak digunakan. Contoh penggunaannya antara lain dalam sistem yang melakukan deteksi orang atau bukan, sistem deteksi kendaraan atau bukan, dan sistem deteksi pergerakan atau bukan. Jenis klasifikasi *binary* hanya memiliki dua keluaran kelas. *Confusion matrix* klasifikasi *binary* ditunjukkan pada Tabel I.

TABEL I  
CONFUSION MATRIX KLASIFIKASI BINER

		Nilai Prediksi	
		BENAR	SALAH
Nilai Sebenarnya	BENAR	TP (True Positive)	FN (False Negative)
	SALAH	FP (False Positive)	TN (True Negative)

Pada pengukuran kinerja menggunakan *confusion matrix*, terdapat empat istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi. Keempat istilah tersebut adalah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Nilai TN merupakan jumlah data negatif yang terdeteksi dengan benar, sedangkan nilai FP merupakan data negatif tetapi terdeteksi sebagai data positif. Sementara itu, nilai TP merupakan data positif yang terdeteksi benar. Nilai FN merupakan kebalikan dari TP, sehingga data positif tetapi terdeteksi sebagai data negatif.

Berdasarkan nilai TN, FP, FN, dan TP, dapat diperoleh nilai akurasi. Nilai akurasi menggambarkan seberapa akurat sistem dapat mengklasifikasikan data secara benar. Dengan kata lain, nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data.

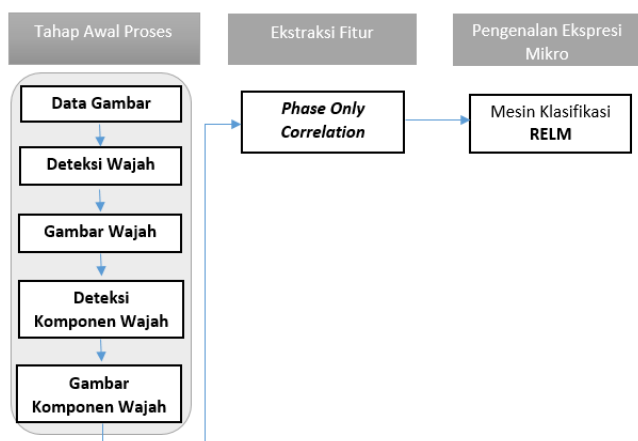
$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

### III. METODOLOGI

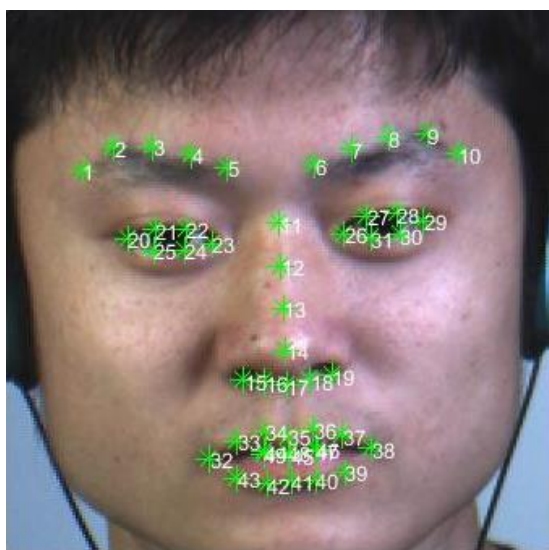
Secara garis besar, sistem pengenalan ekspresi mikro dalam makalah ini dilakukan dalam beberapa tahap, seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 4.

Data gambar wajah ekspresi mikro yang digunakan dalam makalah ini adalah *data set* CASME II. *Data set* ini berupa data video dan deretan gambar. Makalah ini menggunakan deretan gambar. Sedangkan tahap awal proses pada sistem ini dibagi menjadi dua proses sebagai berikut.

1. Deteksi wajah pada citra uji dengan menggunakan *Haar Cascade Classifier*.
2. Deteksi komponen wajah, dalam makalah ini dilakukan perbandingan dua metode, yaitu dengan menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* dan metode DRMF menggunakan program *Chehra* [14].



Gbr. 4 Sistem pengenalan ekspresi mikro.



Gbr. 5 Titik-titik landmark wajah.

Tahap awal proses diawali dengan membaca masukan data gambar dan dilakukan deteksi wajah. Tujuan dari deteksi wajah ini adalah untuk memisahkan area wajah dengan area bukan wajah. Dalam ekspresi mikro, pergerakan wajah yang dihasilkan sangat cepat dan halus, sehingga diperlukan ketepatan penandaan posisi wajah di setiap gambar. Dengan menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* ini didapatkan ROI wajah yang stabil di dalam setiap deretan gambar.

Setelah ROI wajah didapatkan, proses selanjutnya adalah melakukan deteksi komponen wajah (*facial components detection*). Komponen wajah yang diperlukan adalah dahi, alis kanan dan kiri, mata kanan dan kiri, serta mulut. Dalam makalah ini dibandingkan dua metode, yaitu *Haar Cascade Classifier* dan metode DRMF. Dalam tahapan ini hasil yang didapatkan adalah komponen-komponen wajah yang ditandai dengan tepat di setiap gambar. Adapun cara yang dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Setelah didapatkan ROI wajah, metode DRMF dijalankan.
2. Metode DRMF ini menjalankan dua tahap utama, yaitu pembuatan model dan melakukan *fitting* pada gambar uji.
3. Implementasi model titik-titik *landmark* dengan metode DRMF ini dapat mendeteksi 49 titik-titik *landmark* pada

wajah, seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 5. Dapat dilihat titik-titik yang terbentuk pada fitur alis, mata, hidung, dan mulut. Adapun posisi titik *landmark* ditunjukkan pada Tabel II.

4. Untuk membuat ROI komponen wajah, titik *landmark* DRMF digunakan sebagai titik-titik acuan pembentukan kotak ROI. Parameter dari ROI yang dibutuhkan meliputi nilai koordinat X, koordinat Y, lebar, dan tinggi pada setiap komponen wajah. Koordinat X dan Y dari tiap komponen wajah adalah koordinat posisi pojok kiri atas dari kotak ROI. Koordinat X diambil dari koordinat x posisi titik paling kiri sedangkan koordinat Y diambil dari koordinat y posisi titik paling atas. Parameter lebar diambil berdasarkan jarak antara koordinat x pada titik paling kiri dan titik paling kanan, sedangkan parameter tinggi diambil berdasarkan jarak antara koordinat y titik paling atas dan titik paling bawah.

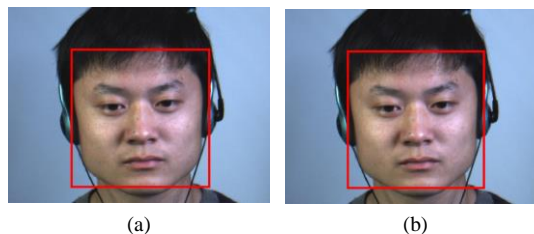
TABEL II  
POSISI TITIK-TITIK LANDMARK WAJAH

No	Fitur	Nomer Titik Landmark
1	Alis kiri	1-5
2	Alis kanan	6-10
3	Mata kiri	20-25
4	Mata Kanan	26-31
5	Mulut	32-49

```

1  Mulai
2  Set Img < image frame ke-i
3  Deteksi, roi < deteksi_wajah() , untuk proses deteksi wajah
4  if deteksi >= 1 then
5      img < crop_img(roi)
6  else
7      set img < image frame ke-i+1
8  end
9  Set landmark < drmf(), pemodelan dengan DRMF
10 Set x,y < landmark, nilai x dan y tiap titik landmark
    Set ROI Alis Kiri = [(Nilai Y Titik Ke-2)-15, (Nilai Y Titik Ke-2)-30, (Nilai
    X Titik Ke-5 - Nilai X Titik Ke-1)+30, (Nilai Y Titik Ke-3 - Nilai Y Titik Ke-
    1)+40]
    ROI Alis Kanan = [(Nilai X Titik Ke-6)-15, (Nilai Y Titik Ke-2)+30, (Nilai X
    Titik Ke-10 - Nilai X Titik Ke-6)+30, (Nilai Y Titik Ke-10 - Nilai Y Titik Ke-
    8)+40]
    ROI Mata Kiri = [(Nilai X Titik Ke-20)-15, (Nilai Y Titik Ke-22)-15, (Nilai X
    Titik Ke-23 - Nilai X Titik Ke-20)+10, (Nilai Y Titik Ke-24 - Nilai Y Titik
    Ke-22)+30]
    ROI Mata Kanan = [(Nilai X Titik Ke-26)-15, (Nilai Y Titik Ke-22)-
    15, (Nilai X Titik Ke-29 - Nilai X Titik Ke-26)+10, (Nilai Y Titik Ke-30 -
    Nilai Y Titik Ke-27)+30]
    ROI Mulut = [(Nilai X Titik Ke-32)-20, (Nilai Y Titik Ke-34)-15, (Nilai X
    Titik Ke-38 - Nilai X Titik Ke-32)+40, (Nilai Y Titik Ke-41 - Nilai Y Titik Ke-
    34)+30]
    ROI Dahi = [(Nilai X Titik Ke-4, (Nilai Y Titik Ke-4)+70, (Nilai X Titik Ke-7
    - Nilai X Titik Ke-4), 70]
11 Keluaran hasil ROI dari setiap fitur wajah
12 Selesai
    
```

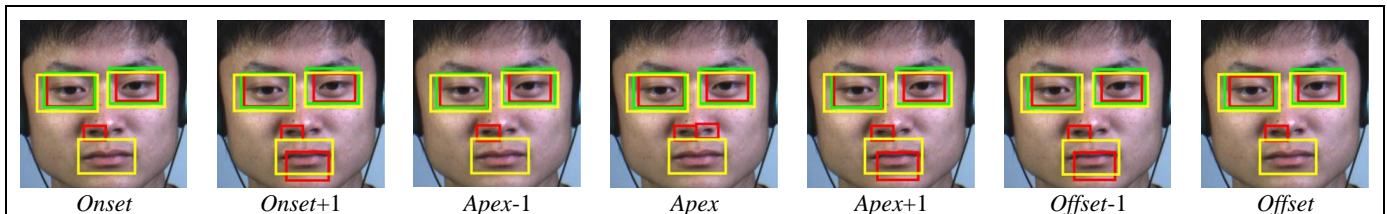
Gbr. 6 Pseudocode deteksi wajah dan deteksi komponen wajah dengan metode DRMF.



Gbr. 7 Hasil deteksi wajah, (a) Saat *frame* ke-n, (b) Saat *frame* ke-n+1.

TABEL III  
KOORDINAT POSISI ROI KOMPONEN WAJAH

Komponen Wajah	X	Y	Lebar	Tinggi
Alis Kiri	(x titik ke-2)-15	(y titik ke-2)-30	(x titik ke-5 - x titik ke-1)+30	(y titik ke-3 - y titik ke-1)+40
Alis Kanan	(x titik ke-6)-15	(y titik ke-2)-30	(x titik ke-10 - x titik ke-6)+30	(y titik ke-10 - y titik ke-8)+40
Mata Kiri	(x titik ke-20)-15	(y titik ke-22)-15	(x titik ke-23 - x titik ke-20)+10	(y titik ke-24 - y titik ke-22)+30
Mata Kanan	(x titik ke-26)-15	(y titik ke-22)-15	(x titik ke-29 - x titik ke-26)+10	(y titik ke-30 - y titik ke-27)+30
Mulut	(x titik ke-32)-20	(y titik ke-34)-15	(x titik ke-38 - x titik ke-32)+40	(y titik ke-42 - y titik ke-34)+30
Dahi	x titik ke-4	(y titik ke-4)-70	(x titik ke-7 - x titik ke-4)	70



Gbr. 8 Hasil deteksi komponen wajah dengan *Haar Cascade Classifier*.

Kontribusi dalam penelitian ini adalah penentuan titik-titik *landmark* DRMF yang dapat digunakan sebagai titik acuan dalam pembentukan kotak ROI komponen wajah. Tabel III menjelaskan penentuan titik-titik *landmark* tersebut, sedangkan prosedur dalam pembentukan ROI komponen wajah ditunjukkan pada Gbr. 6.

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Uji coba dilakukan menggunakan lima video CASME II resolusi 200 fps dengan masing-masing video sebanyak lima puluh gambar, sehingga total ada 250 gambar. Sedangkan perangkat keras yang digunakan adalah komputer dengan spesifikasi: prosesor Intel Core i7 dan RAM 4 GB.

##### A. Deteksi Wajah (Face Detection)

Hasil pendeteksi wajah menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* ditunjukkan pada Gbr. 7, dengan ROI wajah selalu tepat pada setiap *frame*.

##### B. Deteksi Komponen Wajah

Dalam pengujian deteksi komponen wajah, hasil deteksi komponen wajah menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* dan menggunakan metode DRMF dibandingkan. Hasil yang didapatkan dari kedua metode ini adalah sebagai berikut.

1) *Haar Cascade Classifier*: Pada proses pendeteksian komponen wajah dengan menggunakan metode *Haar Cascade Classifier*, komponen wajah yang dapat dideteksi adalah mulut, mata kiri, dan mata kanan. Hasil deteksi komponen wajah ditunjukkan pada Gbr. 8, dengan kotak kuning sebagai penanda mulut, kotak merah sebagai penanda mata kiri, dan kotak hijau sebagai penanda mata kanan. Gbr. 8 menunjukkan deretan tujuh gambar dalam satu video, yaitu saat *onset*, *onset+1*, *apex-1*, *apex*, *apex+1*, *offset-1*, dan *offset*. Hasil yang didapatkan adalah sebagai berikut.

1. Penanda mulut selain berada di area komponen mulut juga terdapat di mata kanan dan mata kiri.
2. Penanda mata kiri selain di mata kiri juga berada di mata kanan, mulut, bahkan di lubang hidung.

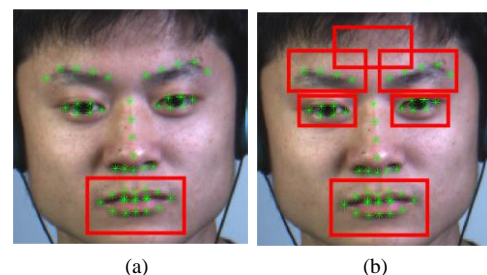
3. Penanda mata kanan selain di mata kanan juga berada di mata kiri.

Penandaan yang dilakukan tidak bisa selalu tepat pada area komponen wajah yang diinginkan. Hal ini akan menyulitkan dalam mendapatkan komponen wajah yang selalu tepat di setiap deretan gambar.

2) *Discriminative Response Map Fitting (DRMF)*: Berikut penjelasan proses pembuatan komponen wajah menggunakan metode DRMF. Sebagai contoh, digunakan pembuatan ROI komponen mulut dengan titik *landmark* DRMF yang ditunjukkan pada Gbr. 9.



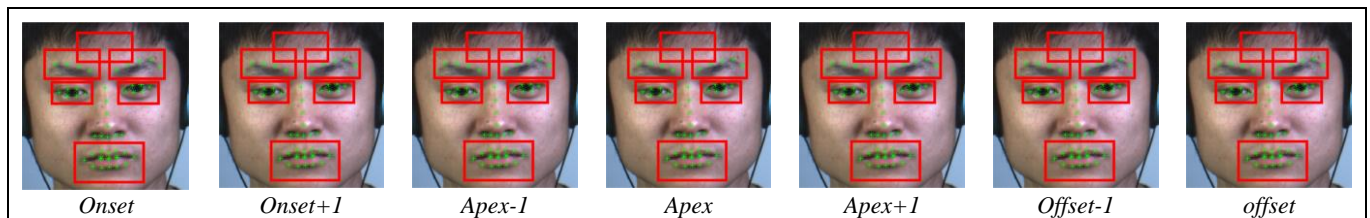
Gbr. 9 Penentuan ROI pada fitur mulut.



Gbr. 10 Pembentukan kotak ROI, (a) Area mulut, (b) Seluruh komponen wajah.

Berdasarkan keterangan pada Tabel III, untuk ROI mulut dibutuhkan nilai piksel dari titik acuan yang akan digunakan. Untuk penentuan pembentukan ROI pada mulut, diperlukan komponen X, Y, Lebar, dan Tinggi.

- Koordinat X = menggunakan nilai koordinat x dari titik ke-32 yang dikurangi dengan 20.
- Koordinat Y = menggunakan nilai koordinat y dari titik ke-34 yang dikurangi dengan 15.



Gbr. 11 Hasil deteksi komponen wajah dengan DRMF.

- Nilai Lebar didapatkan dari pengurangan nilai koordinat x dari titik ke-38 dan koordinat x dari titik ke-32.  

$$\text{Lebar} = ((x \text{ titik ke-38}) - (x \text{ titik ke-32})) + 40$$
- Nilai Tinggi didapatkan dari pengurangan nilai y dari titik ke-41 dikurangi nilai koordinat y titik ke-34.  

$$\text{Tinggi} = ((y \text{ titik ke-42}) - (y \text{ titik ke-34})) + 30.$$

Setelah koordinat ROI komponen mulut didapatkan, proses selanjutnya adalah membentuk kotak dari koordinat ROI tersebut seperti ditunjukkan pada Gbr. 10(a).

Hal yang sama juga diterapkan untuk mendapatkan ROI komponen alis kanan, alis kiri, mata kiri, dan mata kanan, seperti ditunjukkan pada Gbr. 10(b). Khusus untuk komponen dahi, yang tidak memiliki titik DRMF di sekitarnya, proses untuk mendapatkan ROI menggunakan titik landmark alis kanan dan alis kiri, seperti yang ditunjukkan pada Tabel III.

TABEL IV  
PERBANDINGAN HASIL DETEKSI KOMPONEN WAJAH

Deteksi Komponen Wajah	Metode Deteksi Komponen Wajah	
	Haar Cascade Classifier	DRMF
Mata kiri		
Mata Kanan		
Mulut		

Hasil deteksi komponen wajah dengan menggunakan metode DRMF ditunjukkan pada Gbr. 11. Hasil yang didapatkan adalah sebagai berikut.

1. Enam komponen wajah sesuai kebutuhan, yaitu dahi, alis kiri, alis kanan, mata kiri, mata kanan, dan mulut.
2. Penandaan area komponen wajah bisa didapatkan sama di setiap deretan gambar.

Perbandingan hasil deteksi antara kedua metode ini ditunjukkan pada Tabel IV. Pada penggunaan metode Haar

Cascade Classifier untuk mendeteksi mata kiri dan mata kanan, hasil yang ditunjukkan berada pada tiga area (mata kiri, mata kanan, dan lubang hidung). Begitu pula pada pendeteksian mulut, selain menunjukkan area mulut juga menunjuk area mata dan hidung. Sedangkan dengan menggunakan metode DRMF, komponen wajah dapat dideteksi dengan akurat.

C. Pengukuran Akurasi

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan, berikutnya dilakukan pengukuran nilai akurasi dari sistem pendeteksian komponen wajah, baik dengan menggunakan metode Haar Cascade Classifier maupun dengan metode DRMF. Berdasarkan hasil pendeteksian komponen wajah dengan menggunakan metode Haar Cascade Classifier pada Tabel V, confusion matrix untuk mendeteksi mata kiri ditunjukkan pada Tabel VI. Nilai akurasi yang didapatkan adalah sebesar 23,6%. Dengan cara yang sama, diperoleh akurasi untuk deteksi mata kanan sebesar 49,26% dan untuk deteksi mulut sebesar 59,24%.

TABEL V  
HASIL PENDETEKSIAN KOMPONEN WAJAH DENGAN METODE HAAR CASCADE CLASSIFIER

Komponen Wajah	Data Uji	Deteksi	
		Benar	Salah
Mata Kiri	250	59	191
Mata Kanan	250	123	127
Mulut	250	93	157

TABEL VI  
CONFUSION MATRIX DETEKSI MATA KIRI DENGAN METODE HAAR CASCADE CLASSIFIER

N=250		Nilai Prediksi	
		MATA KIRI	BUKAN MATA KIRI
Nilai Sebenarnya	MATA KIRI	TP= 59	FN=0
	BUKAN MATA KIRI	FP=191	TN=0

$$\text{Akurasi} = \frac{59 + 0}{59 + 0 + 191 + 0} \times 100\% = 23,6\%$$

Sedangkan hasil pendeteksian menggunakan metode DRMF ditunjukkan pada Tabel VII dan confusion matrix untuk mendeteksi mata kiri dengan metode ini ditunjukkan pada Tabel VIII. Nilai akurasi yang didapatkan adalah sebesar 100%. Dengan cara yang sama, nilai akurasi untuk deteksi mata kanan, mulut, alis kanan, alis kiri, dan dahi adalah sebesar 100% juga.

TABEL VII  
HASIL PENDETEKSIAN DENGAN METODE DRMF

Komponen Wajah	Data Uji	Deteksi	
		Benar	Salah
Mata Kiri	250	250	0
Mata Kanan	250	250	0
Mulut	250	250	0
Alis kanan	250	250	0
Alis Kiri	250	250	0
Dahi	250	250	0

TABEL VIII  
CONFUSION MATRIX DETEKSI MATA KIRI DENGAN METODE DRMF

		Nilai Prediksi	
		MATA KIRI	BUKAN MATA KIRI
Nilai Sebenarnya	MATA KIRI	TP= 250	FN=0
	BUKAN MATA KIRI	FP=0	TN=0

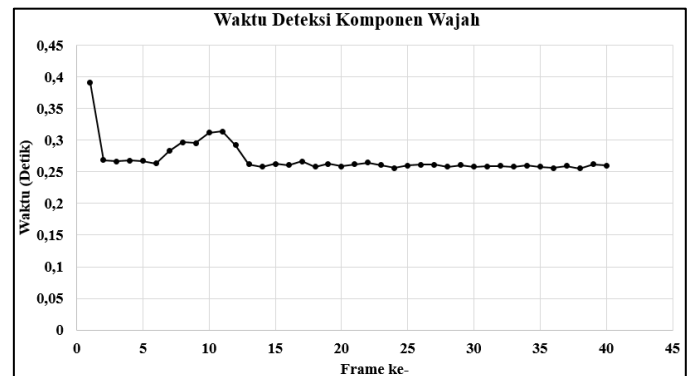
$$Akurasi = \frac{250 + 0}{250 + 0 + 0 + 0} \times 100\% = 100\%$$

Dari perbandingan kedua metode tersebut, terlihat hasil yang didapatkan, yaitu bahwa pemanfaatan titik-titik landmark dari metode DRMF mampu mendeteksi komponen wajah dengan akurat dengan nilai akurasi rata-rata sebesar 100%. Sementara itu, dengan menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* hasil deteksi komponen wajah nilai akurasi rata-rata sebesar 44,03%.

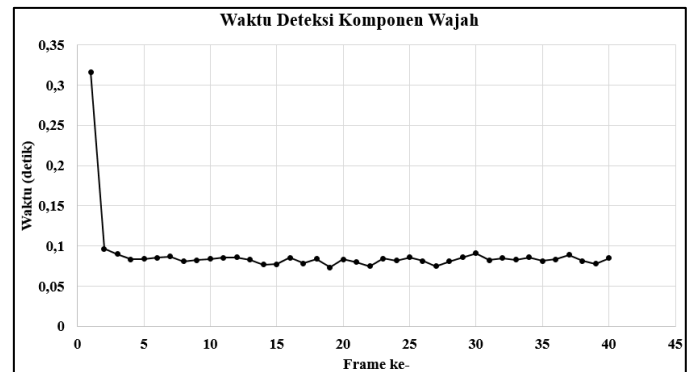
#### D. Waktu

Selanjutnya ditunjukkan hasil pengukuran perhitungan waktu yang diperlukan, mulai dari proses inialisasi awal hingga mendeteksi semua komponen wajah. Dalam uji coba ini, pengamatan dilakukan pada deretan *frame* sebanyak empat puluh, dimulai dari *frame* ke-1 hingga *frame* ke-40. Grafik waktu deteksi komponen wajah menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* ditunjukkan pada Gbr. 12. Terlihat adanya waktu inialisasi di *frame* pertama sebesar 0,4 detik dan waktu yang diperlukan pada *frame* ke-2 hingga *frame* ke-40 turun dengan waktu rata-rata sebesar 0,26 detik. Sedangkan grafik waktu deteksi komponen wajah menggunakan metode DRMF, seperti pada Gbr. 13, menunjukkan bahwa waktu inialisasi di *frame* pertama sebesar 0,3 detik dan waktu yang diperlukan pada *frame*-*frame* berikutnya jauh lebih cepat, dengan waktu rata-rata sebesar 0,087 detik.

Dari grafik waktu proses pada kedua metode tersebut terlihat ada perubahan waktu yang signifikan dari *frame* pertama ke *frame* kedua. Hal ini dikarenakan pada *frame* pertama dilakukan proses inialisasi awal, dimulai dari deteksi wajah dengan *Haar Cascade Classifier* hingga proses awal penentuan titik landmark wajah dengan DRMF. Sedangkan pada *frame* kedua dan seterusnya bisa jauh lebih cepat karena proses berikutnya dilakukan deteksi komponen wajah. Perbedaan yang sangat mencolok pada waktu rata-rata proses antara kedua metode tersebut menunjukkan bahwa metode DRMF dapat bekerja jauh lebih cepat dibandingkan dengan metode *Haar Cascade Classifier*.



Gbr. 12 Grafik waktu deteksi komponen wajah dengan metode *Haar Cascade Classifier*.



Gbr. 13 Grafik waktu deteksi komponen wajah dengan metode DRMF.

TABEL IX  
AKURASI PENGENALAN EMOSI EKSPRESI MIKRO PADA KOMPONEN WAJAH

Mesin Klasifikasi	Dahi	Alis	Mata	Mulut	Dahi-Alis-Mata-Mulut
<i>Naive Bayes</i>	47,5	43,6	46,6	41,7	50,8
<i>Multilayer Perceptron</i>	44,9	40,7	46,1	40	55,7
<i>Random Forest</i>	43,9	43,8	44,5	41,9	61,5
ELM	52	48,1	45,9	46,5	64,0
RELM	53,5	49,8	47,3	48,8	78,4

Setelah didapatkan komponen-komponen wajah ini, maka tahap praproses telah selesai. Tahapan berikutnya adalah proses ekstraksi fitur dengan melakukan pelacakan gerakan yang ada di setiap komponen wajah dan kemudian dapat dilanjutkan dengan proses pengenalan ekspresi mikro.

#### E. Ekstraksi Fitur dan Pengenalan Ekspresi Mikro

Ekstraksi fitur dalam makalah ini menggunakan metode *Phase Only Correlation* (POC), yaitu melakukan pelacakan gerakan-gerakan yang ada pada setiap komponen wajah. POC mampu mendeteksi gerakan halus dan singkat, sehingga dapat digunakan dalam mendeteksi gerakan ekspresi mikro. Hasil dari POC ini kemudian digunakan dalam klasifikasi emosi dalam ekspresi mikro. Akurasi dari beberapa mesin klasifikasi ditunjukkan pada Tabel IX. Selain itu, klasifikasi juga digunakan pada pelacakan gerakan satu komponen wajah dan enam komponen wajah. Akurasi tertinggi dihasilkan pada

penggunaan kombinasi enam komponen wajah dengan mesin klasifikasi menggunakan RELM, yaitu sebesar 78,4%.

#### V. KESIMPULAN

Dari percobaan yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut. Metode *Haar Cascade Classifier* adalah metode yang cepat dan akurat dalam mendeteksi objek wajah pada deretan gambar wajah manusia. Namun, untuk pendeteksian komponen wajah, penggunaan metode DRMF lebih akurat dan cepat dibandingkan dengan metode *Haar Cascade Classifier*. Hal ini dikarenakan pendekatan berdasarkan bentuk dan tekstur pada metode DRMF tidak mengubah posisi titik-titik *landmark* wajah ketika dilakukan pergeseran, perputaran, atau penyekalaan dari objek wajah, sehingga hasil pendeteksian komponen wajah dapat selalu akurat dalam setiap pergerakan gambar. Selain itu, waktu yang diperlukan dalam pendeteksian komponen wajah juga jauh lebih cepat.

Metode DRMF dapat dimanfaatkan dengan baik pada pendeteksian komponen wajah yang diperlukan pada tahapan berikutnya pada penelitian pengenalan ekspresi mikro, tahapan ekstraksi fitur, dan klasifikasi.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih disampaikan kepada BPPDN atas dukungan dana yang telah diberikan dalam penelitian ini.

#### REFERENSI

- [1] R. Wiryadinata, U. Istiyah, R. Fahrizal, P. Prisantono, dan S. Wardoyo, "Sistem Presensi Menggunakan Algoritme Eigenface dengan Deteksi Aksesoris dan Ekspresi Wajah," *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf. JNTETI*, Vol. 6, No. 2, hal. 222-229, 2017.
- [2] H. Pratikno, "Kontrol Gerakan Objek 3D Augmented Reality Berbasis Titik Fitur Wajah dengan POSIT," *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf. JNTETI*, Vol. 4, No. 1, hal. 16-24, 2015.
- [3] U. D. Rosiani, A. Atmoko, S. Sumpeno, dan M. H. Purnomo, "The Synthesis of Javanese Woman's Facial Image on Anger Expression Based on Emotion Regulation," *2015 4th International Conference on Instrumentation, Communications, Information Technology, and Biomedical Engineering (ICICI-BME)*, 2015, hal. 185-190.
- [4] W.-J. Yan *dkk.*, "CASME II: An Improved Spontaneous Micro-Expression Database and the Baseline Evaluation," *PLoS ONE*, Vol. 9, No. 1, hal. 1-8, Jan 2014.
- [5] S. L. Happy dan A. Routray, "Fuzzy Histogram of Optical Flow Orientations for Micro-expression Recognition," *IEEE Transactions on Affective Computing (Early Access)*, Vol. PP, No. 99, hal. 1-1, 2017.
- [6] M. Chen, H. T. Ma, J. Li, dan H. Wang, "Emotion Recognition Using Fixed Length Micro-Expressions Sequence and Weighting Method," *IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR)*, 2016, hal. 427-430.
- [7] W.-J. Yan, Q. Wu, J. Liang, Y.-H. Chen, dan X. Fu, "How Fast are the Leaked Facial Expressions: The Duration of Micro-Expressions," *J. Nonverbal Behav.*, Vol. 37, No. 4, hal. 217-230, Des 2013.
- [8] X. Huang, G. Zhao, X. Hong, W. Zheng, dan M. Pietikäinen, "Spontaneous Facial Micro-Expression Analysis Using Spatiotemporal Completed Local Quantized Patterns," *Neurocomputing*, Vol. 175, Part A, hal. 564-578, Jan 2016.
- [9] X. Li *dkk.*, "Reading Hidden Emotions: Spontaneous Micro-Expression Spotting and Recognition," *ArXiv Prepr. ArXiv151100423*, 2015.
- [10] D. Patel, G. Zhao, dan M. Pietikäinen, "Spatiotemporal Integration of Optical Flow Vectors for Micro-Expression Detection," *International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, 2015, hal. 369-380.
- [11] S.-T. Liang, J. See, R. C.-W. Phan, K. Wong, dan S.-W. Tan, "Hybrid Facial Regions Extraction for Micro-expression Recognition System," *J. Signal Process. Syst.*, Vol. 90, Issue 4, hal. 1-17, 2017.
- [12] A. Asthana, S. Zafeiriou, S. Cheng, dan M. Pantic, "Robust Discriminative Response Map Fitting with Constrained Local Models," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013, hlm. 3444-3451.
- [13] D. Cristinacce dan T. F. Cootes, "Feature Detection and Tracking with Constrained Local Models," *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2006*, 2006, hal. 929-938.
- [14] A. Asthana, S. Zafeiriou, S. Cheng, dan M. Pantic, "Incremental Face Alignment in the Wild," *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014, hal. 1859-1866.
- [15] M. D. Putro, T. B. Adji, dan B. Winduratna, "Sistem Deteksi Wajah dengan Menggunakan Metode Viola-Jones," *Seminar Nasional "Science, Engineering and Technology"-2012*, 2012, hal. TIF09-1.
- [16] H. L. Chin, M. Hanafi, dan T. D. Salka, "Integrated Face and Facial Components Detection," *2015 Seventh International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation (CIMSIM)*, 2015, hal. 87-91.
- [17] P. Ekman dan W. V. Friesen, "Nonverbal Leakage and Clues to Deception," *Psychiatry*, Vol. 32, No. 1, hal. 88-106, 1969.
- [18] S. Porter dan L. ten Brinke, "Reading Between the Lies: Identifying Concealed and Falsified Emotions in Universal Facial Expressions," *Psychol. Sci.*, Vol. 19, No. 5, hal. 508-514, Mei 2008.
- [19] X. Ben, P. Zhang, R. Yan, M. Yang, dan G. Ge, "Gait Recognition and Micro-Expression Recognition Based on Maximum Margin Projection with Tensor Representation," *Neural Comput. Appl.*, Vol. 27, No. 8, hal. 2629-2646, Nov 2016.
- [20] N. H. Frijda, *The Emotions*. Cambridge University Press, 1986.
- [21] P. Zhang, X. Ben, R. Yan, C. Wu, dan C. Guo, "Micro-expression recognition system," *Opt. - Int. J. Light Electron Opt.*, Vol. 127, No. 3, hal. 1395-1400, Feb 2016.
- [22] P. Viola dan M. Jones, "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features," *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, hal. I.511-I.518.
- [23] R. Lienhart dan J. Maydt, "An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection," *Proceedings of 2002 International Conference on Image Processing*, 2002, hal. I.900-I.903.
- [24] J. M. Saragih, S. Lucey, dan J. F. Cohn, "Deformable Model Fitting by Regularized Landmark Mean-shift," *Int. J. Comput. Vis.*, Vol. 91, No. 2, hal. 200-215, 2011.
- [25] X. Zhu dan D. Ramanan, "Face Detection, Pose Estimation, and Landmark Localization in the Wild," *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2012, hal. 2879-2886.
- [26] N. Dalal dan B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 (CVPR 2005)*, 2005, hal. 886-893.
- [27] M. Sokolova dan G. Lapalme, "A Systematic Analysis of Performance Measures for Classification Tasks," *Inf. Process. Manag.*, Vol. 45, No. 4, hal. 427-437, 2009.